



UNIVERSIDAD
DE MÁLAGA



E.T.S.
INGENIERÍA
INFORMÁTICA

UNIVERSIDAD DE MÁLAGA

ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR DE INGENIERÍA INFORMÁTICA

INGENIERÍA SUPERIOR EN INFORMÁTICA

SISTEMA INFORMÁTICO DE APOYO AL DIAGNOSTICO DE ANEURISMAS CEREBRALES

(Support Computer System for Brain Aneurysm Diagnosis)

Realizado por:

Enrique Miguel A. Figuerola Gómez

Dirigido por:

José Muñoz Pérez

Departamento:

Lenguajes y Ciencias de la Computación

Málaga, Mayo de 2012

UNIVERSIDAD DE MÁLAGA

ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR DE INGENIERÍA INFORMÁTICA

INGENIERÍA SUPERIOR EN INFORMÁTICA

Reunido el tribunal examinador en el día de la fecha, constituido por:

Presidente/a Do/Da. _____

Secretario/a Do/Da. _____

Vocal Do/Da. _____

para juzgar el proyecto Fin de Carrera titulado: _____

_____ **Sistema Informático de Apoyo al Diagnostico de Aneurismas Cerebrales** _____

realizado por Do/Da. **Enrique Miguel A. Figuerola Gómez** _____

tutorizado por Do/Da. **José Muñoz Pérez** _____

ACORDÓ POR _____ OTORGAR LA CALIFICACIÓN
DE _____

Y PARA QUE CONSTE, SE EXTIENDE FIRMADA POR LOS COMPARECIENTES DEL
TRIBUNAL, LA PRESENTE DILIGENCIA.

Málaga a ____ de _____ del 2012

El/La Presidente/a

El/La Secretario/a

El/La Vocal

Fdo:

Fdo:

Fdo:

Agradecimientos

Primero que todo agradecer a mis dos padres. A mi madre por ser mi inspiración en muchas cosas en mi vida, por su humanidad, humildad, su disposición para ayudar a cualquier persona y su especial admiración en la medicina. A mi padre por ser mi apoyo en muchos de mis momentos más difíciles, por enseñarme a tener paciencia, y sobre todo por enseñarme que con persistencia se consigue cualquier cosa. Sin ellos no hubiese podido estar donde estoy.

En segundo lugar agradecer a mi hermana y mi cuñado. A mi hermana porque ha sido como mi segunda madre y me ha enseñado también muchas cosas de la vida. Y a mi cuñado porque ha sido como mi hermano mayor, siempre apoyándome y dándome ese aliento que necesitas muchas veces para seguir adelante.

A mi sobrino porque aunque acaba de llegar a esta vida, su alegría me ha sido suficiente para querer seguir adelante.

A mi otras dos casi hermanas. A Mary T porque siempre he sido como tu hermano menor y has estado ahí para mí en todo, incluso en los momentos que no estaba mi hermana tú has ocupado su lugar. A Caty porque has sido mi otra hermana junto con MT y me has acompañado en mi camino desde que soy un mico sin ningún motivo más que el simple hecho de quererme. Por eso, este proyecto te lo dedico, dando lugar al inicio del que he denominado el proyecto CATY. Siempre recordaré aquel día en el que ustedes estaban preparando su tesis y yo hablaba de Cristóbal Colón, ahora me toca a mí graduarme.

A mi familia en general, porque todos y cada uno de ellos me ha aportado un granito de arena y una inspiración para cada día ser mejor persona.

Al Dr. Romance, la Dra. Teresa y mi tío José, que han hecho posible que pueda trabajar en un hospital real, con casos reales y transmitirme toda su experiencia sobre los aneurismas cerebrales. Y en especial al Dr. Romance porque hemos pasado muchas tardes juntos en el hospital en las que he aprendido muchísimo.

A mi tutor y profesor, por ser uno de los mejores profesores que he tenido en la carrera. Que no solo me ha transmitido conocimiento informáticos, sino también la gran persona que es. En momentos muy difíciles me ha enseñado que existen profesores muy buenos en nuestra facultad con ganas de enseñar a sus alumnos.

A mis profesores en general, no solo los de mi facultad, sino también todos los que han pasado durante el recorrido de mi vida. A los buenos y a los malos, porque aunque no todos me han sabido transmitir sus conocimientos teóricos, sí me han transmitido la experiencia de la vida.

A mis amigos tanto los que he conocido en esta facultad, como mis amigos de toda la vida o los que se han incorporado en estos últimos años. Todos ellos me han aportado algo, que me ha hecho crecer como persona. Y en especial, aquellos que siempre han estado a mi lado, en las malas y en las buenas, para salir de fiesta (o rumbar como diría yo) o para estudiar, entre otras muchas cosas que no se pueden describir en un simple párrafo.

Y por último y no menos importante, a mi mejor amigo. Ya son muchos años los que llevamos juntos y día tras día me has demostrado que eres una persona muy grande. Gracias por tu apoyo en todo momento y por enseñarme a ser mejor persona. Eres incondicional.

Lamentablemente una página se me queda corta para transmitir todo, por ello finalizo diciendo; gracias a todos.

Índice General

Agradecimientos.....	5
Capítulo I	19
Introducción	19
1.1. Objetivos	34
1.2. Métodos y fases de trabajo.....	35
1.3. Medios materiales a utilizar	36
1.4. Descripción de los capítulos	37
Capítulo II	39
Aneurismas Cerebrales.....	39
2.1. Patogenia.....	40
2.2. Clasificación	41
2.2.1. Según su morfología	41
2.2.2. Según su tamaño	43
2.2.3. Según su localización	43
2.2.4. Según su etiología.....	44
2.3. Sintomatología.....	44
Capítulo III.....	47
Procesamiento de Imágenes y visión por computador	47
3.1. Reseña histórica.....	47
3.2. Imágenes a partir de rayos Gamma	49
3.3. Imágenes a partir de rayos X	50
3.3.1. Producción de rayos X.....	50
3.3.2. Detectores de rayos X.....	51
3.4. Angiografía	52

Capítulo IV	55
Desarrollo de un sistema informático de apoyo al diagnóstico de aneurismas cerebrales.....	55
4.1. Obtención de las imágenes.....	55
4.1.1. Cuantificación y muestreo.....	56
4.1.2. Representación de una imagen digital	58
4.1.3. El color	59
4.1.4. Modelos o espacios de color	61
4.1.5. Descomposición de una angiografía y obtención de las imágenes para su estudio	63
4.2. Pre-procesamiento de la imagen.....	64
4.2.1. Filtros lineales de promedio (máscaras o plantillas)	67
4.2.2. Filtros no lineales.....	69
4.2.3. Filtros de tipo gradiente.....	70
4.2.4. Operadores morfológicos	72
4.3. Segmentación de la imagen	76
4.3.1. Detección de puntos.....	77
4.3.2. Detección de bordes.....	80
4.3.2. Análisis morfológico de imágenes.....	91
4.4. Detección de posibles aneurismas en la imagen a partir de descriptores de formas y otras características para su identificación.....	95
4.4.1. Métodos de segmentación basados en la ubicación y concentración de píxeles	95
Capítulo V.....	101
Conclusiones	101
5.1. Resultados obtenidos.....	101
5.2. Trabajos futuros.....	108
5.3. Comparativo con otros sistemas del mercado	110

5.4. Alcance.....	110
Bibliografía.....	113

Índice Figuras

Figura 1.0.1. Estructura craneal (3).....	21
Figura 1.0.2. Aproximación al número de aneurismas y HSA que se producen en nuestro país aplicando datos de Rinkel y Cols.	23
Figura 1.0.3. Interior de un tomógrafo axial computarizado.....	27
Figura 1.0.4. Visión 2D de la densidad electrónica de los órganos y tejidos	28
Figura 1.0.5. Visión 3D de la densidad electrónica de los órganos y tejidos	29
Figura 1.0.6 (Filosofía I) Diagrama de flujo de extracción de área vascular	30
Figura 1.0.7. (Filosofía I) Detección de aneurisma sacular grande	31
Figura 1.0.8. (Filosofía II) Diagrama de flujo de detección de aneurismas	31
Figura 1.0.9. (Filosofía II) Volúmenes de interés (VOI).	32
Figura 1.0.10. Detección aneurisma cerebral IBM & Mayo Clinic (48).	32
Figura 1.2.0.11. Imagen captada e imagen pre-procesada. Imagen original de un Aneurisma “Blister Like” (49).	35
Figura 2.2.0.1. Esquema del espacio cisternal (55).	41
Figura 2.2.0.2. Aneurisma Sacular (49).....	42
Figura 2.2.0.3. Aneurisma Fusiforme (49).	42
Figura 2.2.0.4. Aneurisma "Blister Like" (49).	43
Figura 3.1.0.1 Fotografía digital en 1921 de una cinta codificada (56).....	48
Figura 3.1.0.2 Imagen obtenida en 1922 con una cinta perforada (56).	48
Figura 3.1.0.3. Primera imagen de la luna por la nave espacial de E.E.U.U, Ranger 7 (56).	49
Figura 3.3.1.0.4. Esquema de un tubo de rayos catódicos y rayos X.	51
Figura 3.4.0.5 Imagen de una angiografía cerebral.....	53
Figura 4.1.1.0.1. Generación de una imagen digital (a) Imagen continua (b) Segmento desde el punto A hasta el B de la imagen continua (c) Muestreo y cuantificación (d) Imagen digital (56).....	57
Figura 4.1.1.0.2. Resultado de una imagen despues del muestreo y cuantificación.	58
Figura 4.1.2.0.3. Notación para representar una imagen en una matriz.	58
Figura 4.1.3.0.4. Cubo de colores (El blanco se encuentra en la esquina frontal y el negro en la esquina posterior) (58).....	60
Figura 4.1.4.0.5. Saturación de un color.	62

Figura 4.2.4.0.6. Frame de unos de los videos de una angiografia con un aneurisma "Blyster like" (Aneurisma en el recuadro).....	74
Figura 4.2.4.0.7. Imagen de aneurisma pre-procesada	75
Figura 4.3.2.0.8. Curvas de nivel de la función de transferencia laplaciana.	85
Figura 4.3.2.0.9. Filtro laplaciano aplicado a una imagen de aneurismas.	85
Figura 4.3.2.0.10. Filtro laplaciano de la Gaussiana aplicado a una imagen de aneurismas.	87
Figura 4.3.2.1.0.11. a) Borde del tipo escalón. b) Borde suavizado por convolución con la gaussiana.	89
Figura 4.3.2.1.0.12. Imagen de aneurisma tras aplicar algoritmo de Canny.	90
Figura 4.3.2.1.0.13. a) Prototipo de vaso con un aneurisma. b) Objetivo a conseguir (Vaso sin aneurisma).....	91
Figura 4.4.1.0.14 Imagen tras aplicar el operador TopHat con posibles candidatos a aneurismas cerebrales	96
Figura 4.4.1.0.15. Imagen de vasos sanguíneos sin la presencia de aneurismas cerebrales tras aplicar la resta de la imagen original menos la imagen anterior.	97
Figura 4.4.1.0.16. Imagen de regiones seleccionadas tras aplicar los criterios de tamaño y ubicación.....	97
Figura 4.4.1.0.17. Imagen resultado de los vasos sanguíneos tras ser analizada por el sistema.....	98
Figura 4.4.1.0.18. Imagen original de los vasos sanguíneos previo análisis del sistema.	99
Figura 5.1.0.1 Paciente con aneurisma cerebral pequeño sacular.....	104
Figura 5.1.0.2. Diagnostico de aneurisma cerebral pequeño y propuesta de posibles zonas donde se pueden encontrar otros aneurismas.	105
Figura 5.1.0.3. Imagen con aneurisma cerebral pequeño y cambios de contrastes en la imagen por el catéter y objetos en el paciente	105
Figura 5.1.0.4. Diagnostico del sistema en zonas con cambios de contraste por el catéter y presencia de esmalte en el paciente.	106
Figura 5.1.0.5 Aneurisma cerebral sacular, pequeño escondido.	106
Figura 5.1.0.6. Diagnostico de aneurisma cerebral sacular, pequeño escondido.....	107
Figura 5.1.0.7. Curva de ROC del sistema, a nivel de video.....	108

Índice Tablas

Tabla 1 Comparativa de TC y RMI.....	33
Tabla 2 Ejemplo de cálculo de la sensibilidad y especificidad del programa para un paciente.	103

*Las grandes obras las sueñan los genios locos. Las ejecutan los luchadores natos.
Las disfrutan los felices cuerdos. Las critican los inútiles crónicos.*

Proverbio ruso

Capítulo I

Introducción

El procesamiento de imágenes y la visión por computador están desempeñando un papel cada vez más importante en la medicina moderna. El tratamiento de pacientes con imágenes médicas, actualmente es uno de los campos que poseen mayor crecimiento, desarrollándose tanto en el área hospitalaria como en sectores de investigación y desarrollo (I+D).

Algunos de los beneficios que aporta el creciente esfuerzo en la investigación en esta área son:

Mejora en el tratamiento del paciente

- Mayor número de decisiones tomadas basadas en evidencias.
- Menor número de complicaciones durante y después de las cirugías.
- Mejor entendimiento de los efectos de un tratamiento ante una determinada enfermedad

Mejora en la salud de los ciudadanos Europeos

- Monitorización de una población entera, ej. Para el cáncer de mama, o enfoques en sub poblaciones con un determinado riesgo o una determinada enfermedad.
- Mejor asistencia en los factores de riesgo y mejor prevención ante enfermedades.
- Menor tiempo de cura por la eficiencia al mejorar los tratamientos.
- Menor redundancia de la enfermedad.
- Reducción de la morbilidad y mortalidad.

Ahorro en costes de salud

- Diagnósticos más rápidos y precisos.
- Menor tiempo para la toma de decisiones del mejor tratamiento.

- Recuperación más rápida después de cirugías.
- Ahorro en diagnósticos costosos y equipos quirúrgicos.

Beneficios socio-económicos

- Menor tiempo de trabajo
- Menor necesidad en guardias de tiempos largos.

Siendo estos algunos de los beneficios más significativos para la medicina (1).

Entre otras muchas especialidades, la neurología es la especialidad médica que hace uso de imágenes y videos de forma extensiva.

La neurología realiza el estudio del sistema nervioso y de sus enfermedades (2). Específicamente se ocupa de la prevención, diagnóstico, tratamiento y rehabilitación de todas las enfermedades que involucran al sistema nervioso central, el sistema nervioso periférico y el sistema nervioso autónomo, incluyendo sus envolturas (hueso), vasos sanguíneos y tejidos como los músculos.

Entre los métodos de diagnóstico que son empleados por la neurología, se encuentran:

- Tomografía Axial Computarizada (TAC).
- Angiografía Cerebral.
- Tomografía Axial Computarizada con angiografía (AngioTAC.).
- Imagen por resonancia magnética (IRM).
- Electromiografía.

Entre otras técnicas. Con ellas podemos diagnosticar enfermedades como:

- Absceso Cerebral.
- Encefalitis.
- Traumatismos craneoencefálicos.
- Tumor intracraneal
- Aneurismas

Y muchas otras enfermedades existentes. El cerebro es el órgano más propenso a sangrar sobre su propia superficie. Una de las formas más frecuentes ocurre en el espacio subaracnoideo, condición conocida como hemorragia subaracnoidea. (HSA).

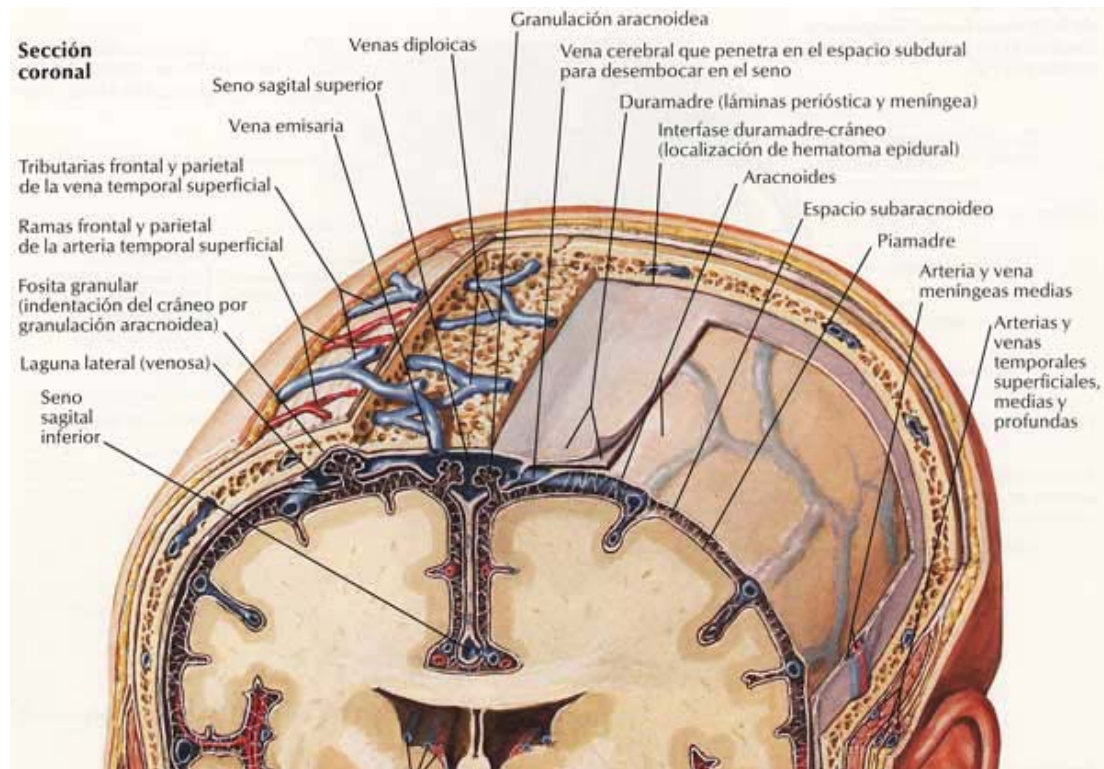


Figura 1.0.1. Estructura craneal (3).

Existen diferencias estructurales en los vasos sanguíneos cerebrales que los hacen diferentes a los del resto del organismo y, de hecho, tienen mayor probabilidad de sangrar en los diferentes compartimentos intracraneales:

- Los vasos de la circulación sistémica penetran en los diferentes órganos a través de un hilio¹ y los intracraneales lo hacen formando una red en el exterior del órgano, en el interior de los surcos y fisuras de la anatomía cerebral. Sólo pequeños vasos penetran en el interior del parénquima².
- Las paredes arteriales de los vasos intracraneales cuentan con pocos elementos musculares y con menos tejido elástico de sostén, incluido la ausencia de membrana elástica externa; por otra parte, el revestimiento de la adventicia es más débil.
- Las grandes arterias se confinan a las cisternas basales del encéfalo, donde el tejido conectivo de sostén es escaso. Las mencionadas cisternas no son más que espacios ocupados por líquido cefalorraquídeo, localizados entre la membrana

¹ Depresión en la superficie de un órgano, que señala el punto de entrada y salida de los vasos o de los conductos secretores (2).

² En un órgano del cuerpo, el parénquima es el tejido que hace que el órgano sea funcional (59).

aracnoidea externa y la superficie del encéfalo. Constituyen el compartimento por el cual transcurren los vasos y nervios que tienen relación inmediata con el cerebro y el cerebelo.

- El drenaje sanguíneo se realiza a través de venas que, a su vez, vierten su contenido en repliegues duros³ denominados senos venosos.

Las enfermedades hemorrágicas constituyen el 20% del total de las enfermedades cerebro vasculares, resultando la localización subaracnoidea la más frecuente (por encima del 50%); ésta, a su vez, obedece a diferentes causas, como son los aneurismas intracraneales (21-72%) de los que el 20% son múltiples, malformaciones arteriovenosas (3-5%) e hipertensión arterial (50%).

Entre otras causas de hemorragias intracraneales están las enfermedades sanguíneas (8%), aneurismas infecciosos (6%), arteritis (3%), neoplasias intracraneales (2%), así como un 5% que obedecen a causas raras y desconocidas (4).

Con relación a la incidencia de la HSA por aneurisma no existen diferencias significativas entre las diversas series comunicadas, coincidiendo éstas en que corresponden entre un 10% y 11% por cada 100.000 habitantes, anualmente. En estas series, la ruptura de aneurismas constituyó el 77,2% de todos los pacientes (5). Existe otro grupo de aneurismas, los denominados aneurismas incidentales, que, como su nombre indica, aparecen de forma fortuita en los estudios de diversa índole del sistema nervioso central (SNC), mediante angiografía, por sustracción digital, angioresonancia y angiotomografía. La frecuencia general de sangrado en este tipo de aneurismas varía desde 0.05 % en aneurismas inferiores de 10 mm hasta un 1-2 % para los aneurismas medianos de 10-24 mm (6).

Ask-Upmark e Ingbar estimaron que el 20% de los pacientes que sufren HSA y que, a su vez, son tratados de forma conservadora, evolucionan bien, otro 20% quedan con discapacidad, mientras que el 60% fallecen durante el primer año posterior al sangrado inicial o re sangrado (7).

³ Relacionado con la duramadre. La duramadre es la meninge externa de las tres que tienen los batracios, reptiles, aves y mamíferos (2).

La hemorragia subaracnoidea (HSA) aneurismática es una enfermedad frecuente y potencialmente curable, si bien la morbimortalidad, considerada globalmente, es elevada. Hasta el 12% de los pacientes que lo sufren no son adecuadamente diagnosticados o mueren antes de llegar al hospital (8) (9), y alrededor del 30% de los pacientes que llegan vivos al hospital fallecen en los primeros días (10). Además, la morbilidad⁴ es significativa en el 50% de los supervivientes (11) (12) (13) (14). La mortalidad⁵ hospitalaria en nuestro país es similar a la descrita en estudios internacionales siendo el 26%. Además hasta el 54% de pacientes no alcanzan una recuperación completa según los datos de la base de datos multicéntrica de GVAS (13).

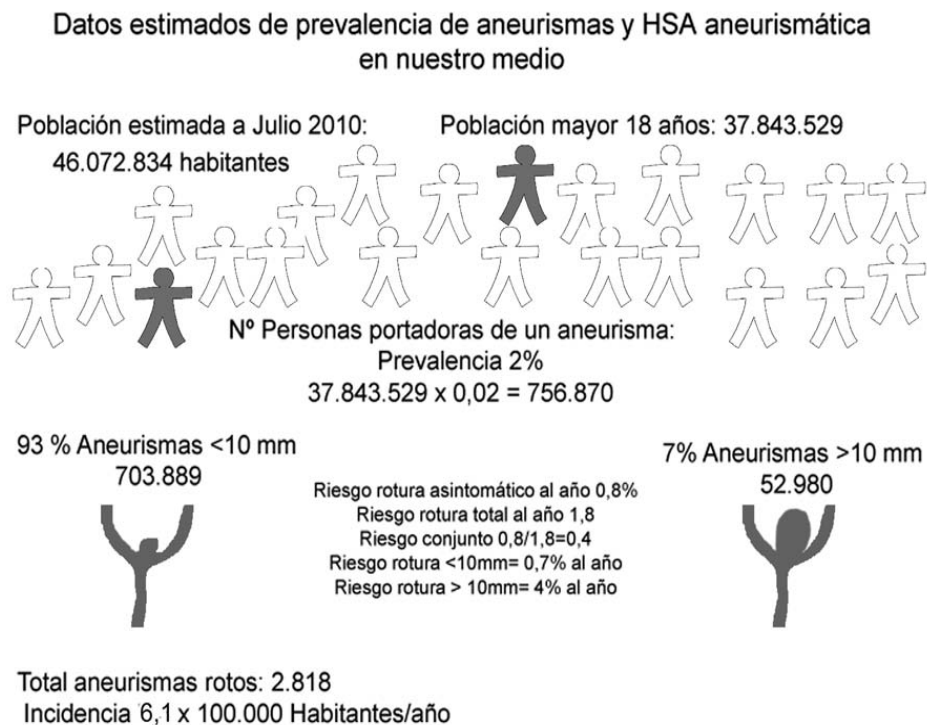


Figura 1.0.2. Aproximación al número de aneurismas y HSA que se producen en nuestro país aplicando datos de Rinkel y Cols.

Las principales complicaciones tras la HSA son:

- Re sangrado: Varios estudios prospectivos han mostrado un índice de sangrado similar (15) (16) (17) (18). Tras una HSA existe un riesgo de re sangrado de un 3-4% en las primeras 24 horas, seguido de un riesgo acumulativo entre un 1-

⁴ Proporción de personas que enferman en un sitio y tiempo determinado (2).

⁵ Tasa de muertes producidas en una población durante un tiempo dado, en general o por una causa determinada (2).

2%/día durante las primeras cuatro semanas. En los casos que se trataron conservadoramente, las incidencias de re sangrado registradas en el primer mes oscilaron entre 20-30% estabilizándose después del tercer año. En el estudio Cooperativo (17) con un mayor seguimiento, encontraron un índice de re sangrado del 2.2%/año pasados 6 meses de la hemorragia durante los primeros 10 años, descendiendo a un 0.86%/año a partir de la segunda década. La mortalidad ligada al re sangrado se cifra en un 74% (15).

- Vasoespasmo/isquemia⁶: Es una respuesta arterial a los depósitos de sangre subaracnoidea, probablemente secundaria a sustancias liberadas por la lisis del coágulo; los pacientes con gruesos coágulos cisternales están expuestos a una mayor incidencia de déficits isquémicos (19). El vasoespasmo angiográfico tiene un pico de incidencia alrededor del 7mo día, con una resolución gradual entre 3 y 4 semanas. La incidencia estimada de vasoespasmo angiográfico es de aproximadamente 2/3 de los pacientes, de los cuales 1/3 desarrollará síntomas isquémicos. El vasoespasmo era motivo de fallecimiento en el 40% de los pacientes en los años 60, pero esta cifra ha descendido a un 7% en la actualidad (20) (21).

El desarrollo de un nuevo déficit focal, no explicable por la hidrocefalia o el re sangrado, es el primer síntoma objetivo del vasoespasmo. Cada vez es más evidente que el vasoespasmo puede aparecer sin síntomas evidentes en pacientes comatosos⁷ y ser causa de la aparición de infartos⁸ cerebrales. Por ello la sospecha deber ser mayor en pacientes con mal grado clínico que por otro lado tienen más riesgo de presentar vasoespasmo.

- Convulsiones⁹
- Hidrocefalia¹⁰

Los mejores estudios de la historia natural de la HSA son los realizados en los años 60-70, ya que en aquella época la proporción de aneurismas rotos no tratados era muy superior a la de hoy día. En estos estudios se evidenció una alta mortalidad (alrededor

⁶ Disminución transitoria o permanente del riego sanguíneo de una parte del cuerpo, producida por una alteración normal o patológica de la arteria o arterias aferentes a ella (2).

⁷ Pertenciente o relativo al coma. Coma es un estado patológico que se caracteriza por la pérdida de la conciencia, la sensibilidad y la capacidad motora voluntaria (2).

⁸ Necrosis de un órgano o parte de él por falta de riego sanguíneo debida a obstrucción de la arteria correspondiente

⁹ Contracción intensa e involuntaria de los músculos del cuerpo, de origen patológico (2).

¹⁰ Dilatación anormal de los ventrículos del encéfalo por acumulación de líquido cefalorraquídeo (2).

del 60% en los primeros 6 meses) (22) (23) (17) (24) (25) (26). Al comparar estudios más recientes con otros previos, se ha comparado que existe un leve descenso de la mortalidad y un aumento del porcentaje de pacientes con buena evolución final tras HSA (27) (28) (12). Esta mejoría pudiera estar relacionada con un mejor conocimiento de la fisiopatología de esta enfermedad, y consiguientemente un tratamiento más adecuado de ésta, aunque el motivo de esta mejoría es incierto. No obstante, siguen existiendo grandes diferencias (hasta un 20%) entre la supervivencia descrita en series hospitalarias y en series poblacionales (29). Estas elevadas cifras de morbilidad apoyan que se adopten protocolos de tratamiento urgentes y eficaces, basados en un análisis sistemático de la literatura, con el fin de incluir al mayor número posible de pacientes con HSA (30) (31) (32).

Diversos factores influyen en la evolución de los pacientes con HSA (33). Entre ellos destaca la gravedad del sangrado inicial por el importante peso que tiene en la evolución final de la enfermedad (34) (35) (33). La hemorragia produce importantes y profundas reducciones del flujo sanguíneo cerebral asociadas a un incremento agudo de la presión intracraneal que desencadenan un daño isquémico que se puede mantener más allá de los primeros momentos del sangrado (36) (37) (38). Estos procesos aunque cada vez más reconocidos no han encontrado todavía un tratamiento efectivo. Por supuesto la existencia de comorbilidad¹¹ como en otros cuadros graves dificultará el tratamiento y empeorará el resultado final del enfermo (39). Por otro lado hay factores relacionados con la localización y morfología del aneurisma responsable del sangrado que también influyen en el pronóstico (40). Por otro lado hay factores relacionados con la institución que realiza el tratamiento tales como la disponibilidad de tratamiento endovascular así como el volumen de pacientes que trata (41) (42).

A pesar de que el tratamiento precoz de los aneurismas está cada vez más extendido, el re sangrado continúa siendo una causa importante de mortalidad y morbilidad.

El riesgo de re sangrado con tratamiento conservador de los aneurismas es de un 30% en el primer mes estabilizándose posteriormente en un 3% al año (26). El riesgo de re sangrado aumenta en enfermos con presión arterial elevada, mal grado clínico y en aquellos en los que el periodo entre el diagnóstico y el tratamiento es mayor. El re sangrado es la principal causa de mortalidad tratable y debe ser evitado.

¹¹ La comorbilidad es un término médico, acuñado por AR Feinstein en 1970, y que se refiere a dos conceptos:

- La presencia de uno o más trastornos (o enfermedades) además de la enfermedad o trastorno primario.
- El efecto de estos trastornos o enfermedades adicionales (43).

Prevenir la ruptura de vasos sanguíneos en el cerebro se ha convertido un desafío para muchos. Sin embargo en la actualidad, existen muy pocas herramientas automatizadas en la detección de aneurismas cerebrales basada en imágenes y las que existen suelen utilizar equipos de muy elevado coste. Pronosticar la presencia de un aneurisma cerebral de forma anticipada puede ayudar a intervenir al paciente para evitar la ruptura del vaso y así prevenir consecuencias irreparables.

La mayoría de los sistemas existentes de detección automática de aneurismas cerebrales se basan en el uso de imágenes obtenidas a partir de la Resonancia Magnética con Angiografía, o Tomografía Axial Computarizada.

La tomografía axial computarizada (TAC) o tomografía computarizada (TC), también denominada escáner, es una técnica de imagen médica que utiliza radiación X para obtener cortes o secciones de objetos anatómicos con fines diagnósticos.

El aparato de TC emite un haz colimado de rayos X que incide sobre el objeto que se estudia. La radiación que no ha sido absorbida por el objeto es recogida por los detectores. Luego el emisor del haz, que tenía una orientación determinada cambia su orientación. Este espectro es recogido por los detectores. El ordenador suma las imágenes, promediándolas. Nuevamente, el emisor cambia su orientación. Los detectores recogen este nuevo espectro, lo suman a los anteriores y promedian los datos. Esto se repite hasta que el tubo de rayos y los detectores han dado una vuelta completa, momento en el que se dispone de una imagen tomográfica definitiva y fiable (43).

A partir de todas estas imágenes transversales (axiales) un computador reconstruye una imagen bidimensional que permite ver secciones del objeto en estudio desde cualquier ángulo.

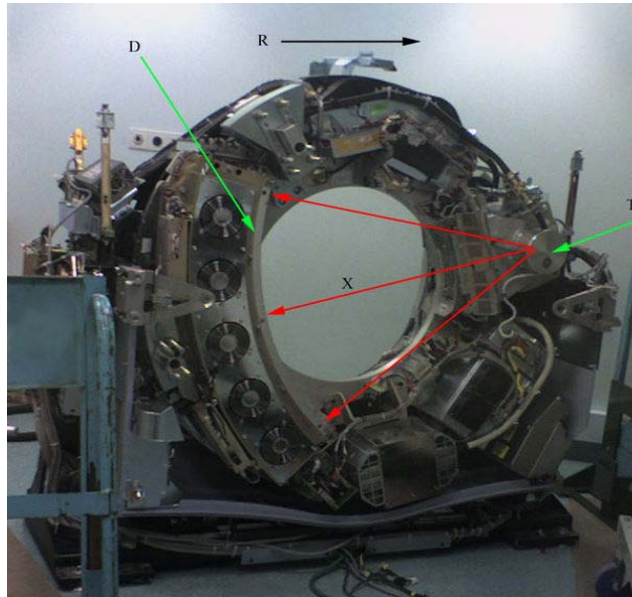


Figura 1.0.3. Interior de un tomógrafo axial computarizado

La angiografía se basa en el estudio de los vasos arteriales, venosos y linfáticos que no son visibles mediante radiología¹² convencional. La angiografía se puede dividir en dos fases:

- La primera consiste en introducir el medio radiopaco o de contraste que permitirá que las venas, arterias, en nuestro caso, o vasos linfáticos sean visibles a la radiografía.
- La segunda fase es realizar las radiografías de acuerdo a la secuencia predeterminada con objeto de realizar el estudio de los vasos en cuestión.

Una imagen por resonancia magnética (IRM), también conocida como tomografía por resonancia magnética (TRM) o imagen por resonancia magnética nuclear (NRMI) es una técnica no invasiva que utiliza el fenómeno de la resonancia magnética para obtener información sobre la estructura y composición del cuerpo a analizar. Esta información es procesada por ordenadores y transformada en imágenes del interior de lo que se ha analizado.

A diferencia de la TC, no usa radiación ionizante, sino campos magnéticos para alinear la magnetización nuclear de átomos de hidrógeno del agua en el cuerpo. Los campos de

¹² Estudio de la aplicación terapéutica de los distintos tipos de radiaciones, como los rayos X, los rayos gamma o los ultrasonidos, y de su utilización en el diagnóstico y tratamiento de las enfermedades (2).

radiofrecuencia (RF) se usan para sistemáticamente alterar el alineamiento de esa magnetización, causando que los núcleos de hidrógeno produzcan un campo magnético rotacional detectable por el escáner. Esa señal puede ser manipulada con adicionales campos magnéticos y así construir con más información imágenes del cuerpo (43).

Si observamos lo que se encuentra actualmente en el mercado, podemos dividirlo en dos grandes filosofías. Esto se debe a que cada una utiliza la misma base, trabajando con imágenes provenientes de aparatos diferentes.

Como primera filosofía nos encontramos la denominada “Development of Cerebral Aneurysm Computer-aided Detection Systems with 3D MRA Data” (44). En esta filosofía se basan en la abstracción de imágenes a partir de la proyección de máxima intensidad (MIP) haciendo uso del TAC. Cada imagen obtenida es un mapa de la densidad electrónica de los órganos y tejidos, que está relacionado con el coeficiente de atenuación (μ) del tejido incluido en cada píxel.

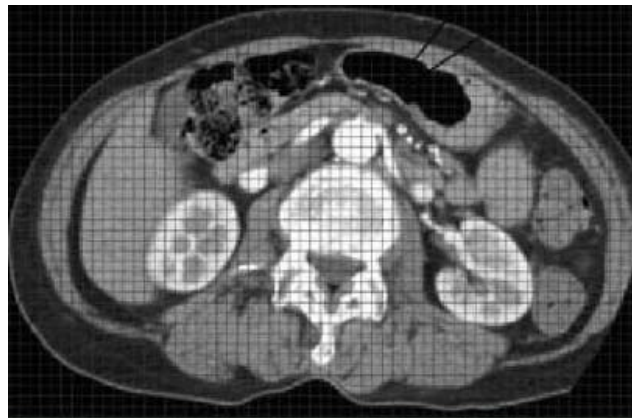


Figura 1.0.4. Visión 2D de la densidad electrónica de los órganos y tejidos

Cada píxel¹³ corresponde a la densidad de un tejido que tiene un grosor (grosor de corte), ese volumen es el vóxel, y es la media de densidades del vóxel la que determina el valor del píxel.

¹³ Superficie homogénea más pequeña de las que componen una imagen, que se define por su brillo y color (2).

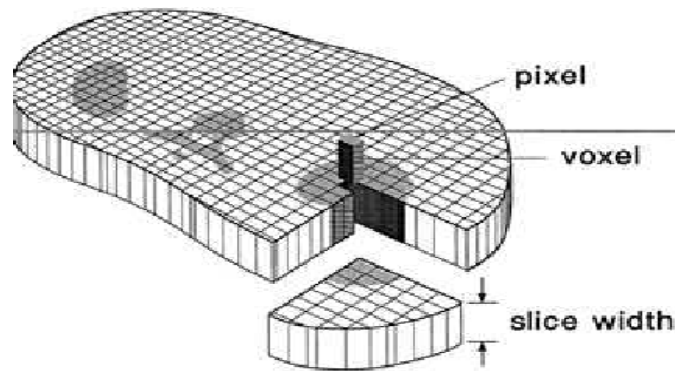


Figura 1.0.5. Visión 3D de la densidad electrónica de los órganos y tejidos

El MIP es una técnica de representación tridimensional en la que se representa el valor máximo del vóxel. Es especialmente útil creando imágenes angiográficas, sin embargo, tiene una serie de inconvenientes que deben ser tenidos en cuenta por el operador. El valor del píxel representado en la imagen es, por definición, únicamente el material de mayor intensidad, por lo que materiales de alta densidad como el calcio arterial o las proteínas vasculares metálicas pueden ocultar información sobre el material de contraste endovascular. Además, menosprecia en cierta manera, las relaciones anatómicas (45).

Una vez obtenida todas las imágenes, la metodología empleada para la detección del aneurisma se divide en 2 bloques.

En el primer bloque, se extrae las áreas cerebrovasculares:

- Es especificada un área vascular para situar la base de los cortes adyacentes a esta.
- Luego el área vascular inicial es expandida al doble de tamaño de manera de conseguir que el recorrido encaje con ella en los siguientes cortes.
- Se crea un histograma de concentración de píxeles del área en evaluación.
- Asumiendo que las áreas vasculares y no vasculares poseen un patrón normal, es aplicado un proceso de búsqueda del área vascular usando los valores de los límites de estas 2 distribuciones como umbral.
- Finalmente por un proceso de selección a todos los cortes, es posible de extraer el área vascular en 3 dimensiones.

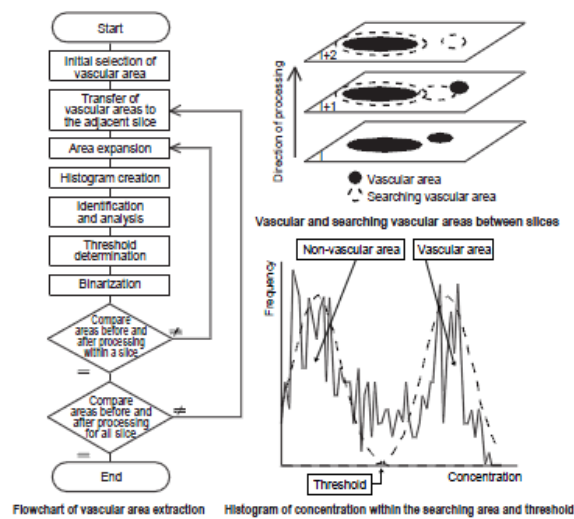


Figura 1.0.6 (Filosofía I) Diagrama de flujo de extracción de área vascular

En el segundo y último bloque se consideran tres tipos de aneurismas cerebrales:

- Saculares grandes
- Saculares pequeños
- Fusiformes

Por esta razón los aneurismas cerebrales que se han determinado para la búsqueda tienen forma de hinchazón esférica y se espera que el diámetro vaya a tener pendientes desiguales en el área cerebrovascular medida.

La metodología seguida es la siguiente:

- Primero se determina el diámetro del vaso mediante un filtro de coincidencias esférico, con un rango entre 2mm a 15mm.
- Aquellas áreas que coincidan son coloreadas de un color distinto. De esta manera el área cerebrovascular queda prácticamente de un color uniforme, indicando virtualmente que el diámetro es el mismo por toda el área. Se entiende que se crea un perfil de esferas con diferentes diámetros de forma concéntrica¹⁴ en el aneurisma cerebral.

¹⁴ Dicho de figuras y de sólidos: Que tienen un mismo centro (2).

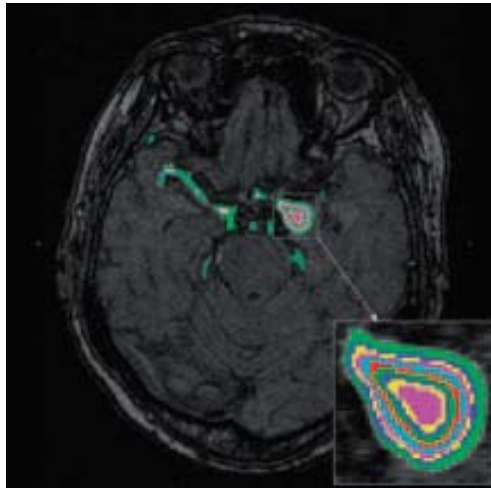


Figura 1.0.7. (Filosofía I) Detección de aneurisma sacular grande

En la filosofía número dos, denominada “Automatic Cerebral Aneurysm Detection in Multimodal Angiographic Images” (46), consigue imágenes haciendo uso del MRA, que utiliza equipos un poco más costosos y más difíciles de encontrar en los hospitales debido a su coste.

La metodología muy parecida a la anterior consiste en cuatro partes:

- Las imágenes 3D son normalizadas.
- Se distinguen regiones con potencial de aneurisma, haciendo uso de filtros con estructura esférica.
- Se encuentran volúmenes de interés (VOI) aplicando la agrupación de k-vecinos.
- Cada VOI es analizado y post-procesado basado en un sistema de reglas y umbrales.

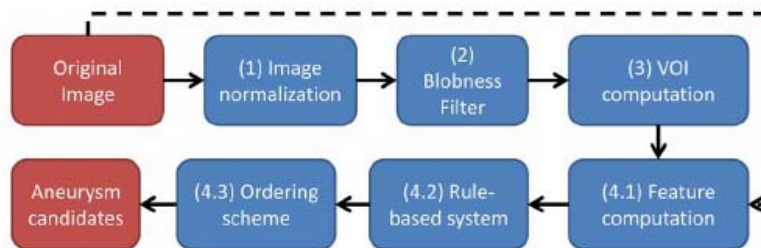


Figura 1.0.8. (Filosofía II) Diagrama de flujo de detección de aneurismas

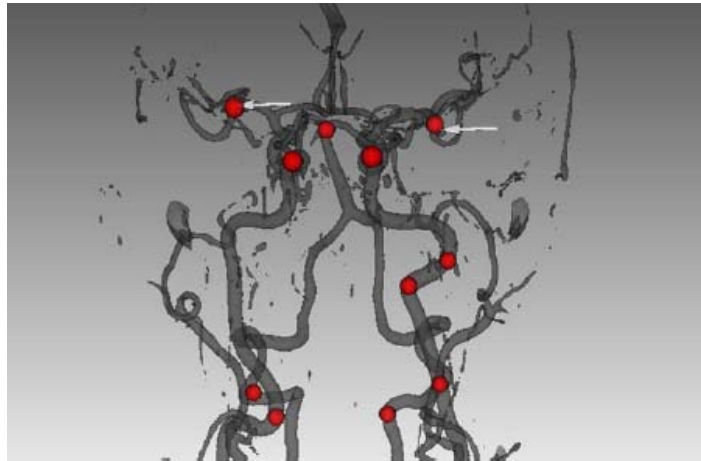


Figura 1.0.9. (Filosofía II) Volúmenes de interés (VOI).

Ésta filosofía es aplicada por uno de los mejores algoritmos que se encuentran actualmente en el mercado, diseñado por IBM. Además se le ha incluido el denominado “Machine Learning”, de manera de poder basarse en datos antiguos, determinar resultados más específicos y de forma más rápida, obteniendo así una precisión del 95% (47) (48).



Figura 1.0.10. Detección aneurisma cerebral IBM & Mayo Clinic (48).

Aunque en muchos hospitales podemos encontrar equipos para realizar tomografías axiales computarizadas TAC o resonancias magnéticas RMA, cualquiera de las filosofías utiliza aparatos de un elevado coste y están contruidos con propósito de

servir para realizar estudios en muchas especialidades. A continuación se muestra una tabla comparativa entre ambos equipos:

	TC	RMI
Capacidad de cambiar el plano de la imagen, sin mover al paciente	TAC el operador es capaz de construir cualquier plano. Si es TC convencional hay que mover al paciente.	RMI puede construir imágenes desde cualquier plano
Uso principal para la imagen	Usa rayos X.	Uso campos de resonancia externos.
Posible efecto en el cuerpo	Irradiación.	No se han reportado ningún daño biológico.
Acrónimo	Tomografía Computarizada	Imagen de Resonancia Magnética
Alcance de la aplicación:	Puede describir la estructura ósea con precisión.	Más versátil que los rayos X y puede emplearse en distintas condiciones.
Cost:	Entre \$1,200 a \$3,200; Usualmente cuesta más barato que RMI	Entre \$1200 a \$4000 (con contraste).
Exposición de radiación	Moderada a alta	Ninguna
Tiempo requerido para completar el examen.	Normalmente se completa en 5 min	Suele tardar unos 30 min.
Desventajas:	1. Usa radiación con iones.	1.Mayor tiempo de examen 2.No es recomendado llevar metales 3.Los pacientes con fobias deben ser anestesiados.
Detalle de órganos blandos	Muchísimo menor contraste que el RMI	Altísimo detalle en órganos blandos
Detalle de la estructura ósea	Ofrece un buen detalle de la estructura ósea.	Menor detalle que TC

Tabla 1 Comparativa de TC y RMI

Por otro lado los estudios angiográficos¹⁵ nos proporcionan mejor resolución de los vasos sanguíneos (ya que es su principal propósito), aunque menor descripción del espacio y de los tejidos blandos.

La detección de los aneurismas cerebrales no es tarea fácil ya que los aneurismas pueden presentar diferente tamaño, morfología, y ubicación. La detección de uno o varios aneurismas pequeños de forma anticipada e incluso antes de que adquieran un tamaño lo suficientemente grande como para romperse, puede llevar a la intervención de la persona antes de que sufra consecuencias irremediables. Por esa razón es de interés un sistema de detección e identificación automática de posibles aneurismas en imágenes digitales obtenidas de estudios angiográficos, mediante reconocimiento de patrones que le sirva de ayuda al médico especialista.

En este proyecto hemos abordado dicho problema desarrollando un sistema de identificación automática que determine una o varias regiones reducidas de riesgo en la imagen, en la que pueda encontrarse uno o varios aneurismas cerebrales pequeños, facilitando así el diagnóstico médico.

1.1. Objetivos

El objetivo general de este proyecto es determinar una o varias regiones de interés (ROI) reducidas, en la que se encuentre de forma segura uno o varios aneurismas cerebrales pequeños o en su defecto un posible candidato a región donde se encuentre el o los aneurismas cerebrales pequeños, facilitando de esta manera el diagnóstico al médico especialista.

Los objetivos específicos son los siguientes:

- a) Conseguir una base de datos de al menos 35 angiografías que presenten aneurismas.
- b) Pre-procesado de las imágenes para eliminar gran parte de los objetos que no son de interés como las venas, ruido, etc.

¹⁵ Perteneciente o relativo a la angiografía (2).

- c) Caracterizar el/los aneurismas cerebrales o las posibles zonas de riesgo.
- d) Determinar una zona reducida donde se encuentre el/ los aneurismas cerebrales o aquella zona en duda de una posible existencia de aneurismas cerebrales.
- e) Proponer posibles aneurismas o zonas de riesgo.

1.2. Métodos y fases de trabajo

El sistema propuesto sigue de forma resumida la siguiente metodología:

- **Obtener las imágenes individuales a partir de las secuencias de videos:** Las angiografías tomadas a los pacientes son secuencias de videos para representar el flujo sanguíneo, con el fin de realizar el análisis.
- **Pre-procesamiento de la imagen:** Consiste en la aplicación de transformaciones no lineales para aumentar el contraste de la imagen, filtros lineales y no lineales para mejorar la calidad de la imagen, reducción del ruido, la detección del fondo, detección de los contornos de las arterias, etc.

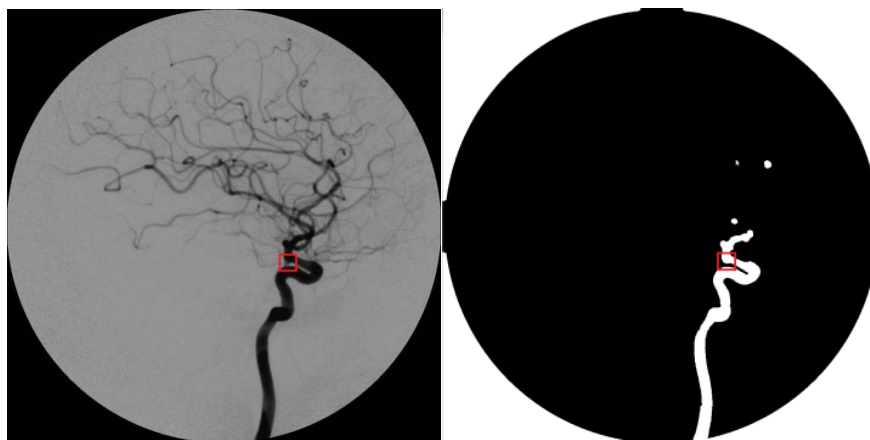


Figura 1.2.0.11. Imagen captada e imagen pre-procesada. Imagen original de un Aneurisma “Blister Like” (49).

- **Segmentación de la imagen:** Consiste en la división o partición de la imagen en varias zonas o regiones homogéneas y disjuntas a partir de su contorno, su conectividad, o en términos de conjunto de características de los píxeles de la imagen que permitan discriminar unas regiones de otras.
- **Detección de posibles aneurismas en la imagen a partir de descriptores de formas y otras características para su identificación:** Una vez descartado las regiones donde no existe aneurisma cerebral, podemos determinar una región acotada donde se encuentra el/los aneurismas en cuestión, si es que existe o posibles zonas de riesgo.

1.3. Medios materiales a utilizar

El sistema consta, de una parte hardware y una parte software. La parte hardware son los equipos que capturan las angiografías que ya se encuentran en los hospitales, lo cual no genera un gasto adicional.

Para el desarrollo del software se utiliza:

- Un entorno Java para la implementación del mismo.
- Librerías OpenCV para las operaciones de procesado.
- Un ordenador portátil Dell Studio XPS con un procesador Intel Core 2 Duo T9400 2.53Ghz y 4.00 Gb de memoria RAM.
- Imágenes de pacientes que se hayan hecho una angiografía debido a la sospecha o posesión de un aneurisma cerebral.
- Libros, revistas y artículos dedicados al procesamiento de imágenes, reconocimiento de patrones, visión por computador. Así como libros y artículos sobre la detección de aneurismas.

1.4. Descripción de los capítulos

La estructura de este trabajo pretende recorrer las distintas etapas que se han llevado a cabo en la solución implementada de forma secuencial y desde un punto de vista fundamentalmente teórico y conceptual. La idea de este enfoque es que cualquier persona con conocimientos matemáticos básicos y con la base médica que se expone, pueda seguir y comprender los conceptos y algoritmos que se aplican para la solución del problema planteado.

La memoria queda dividida en cinco capítulos, que se describen brevemente de la siguiente forma:

- Capítulo I: Se plantea la aparición de los aneurismas cerebrales y sus consecuencias sobre la sociedad actual.
- Capítulo II: Se hace una introducción teórica en el pequeño mundo de la neurología, enfocándonos en los aneurismas cerebrales: su definición, epidemiología, patogenia y clasificación.
- Capítulo III: Se explica los métodos y técnicas que se han estudiado previamente para desarrollar un sistema informático de apoyo al diagnóstico de aneurismas cerebrales.
- Capítulo IV: Se recoge el desarrollo teórico y fundamentación del sistema desarrollado para la detección de aneurismas cerebrales pequeños. Los detalles de la implementación se pueden consultar en el código fuente desarrollado, así como las instrucciones de instalación y uso del software necesario.
- Capítulo V: Se exponen las conclusiones finales del proyecto y se propone una serie de ideas que se podrían aplicar en el futuro sobre el sistema en cuestión, o que sirva como base para otros sistemas enfocados con el mismo propósito.

Capítulo II

Aneurismas Cerebrales

Son dilataciones anormales localizadas en las arterias cerebrales. Se ubican por lo general en las zonas de emergencia de las ramas de arterias principales y especialmente durante su recorrido por el espacio subaracnoideo cisternal (50).

Las arterias son conductos membranosos, elásticos, con ramificaciones divergentes, encargados de distribuir por todo el organismo la sangre expulsada de las cavidades ventriculares del corazón en cada sístole¹⁶.

Cada vaso arterial consta de tres capas concéntricas (43):

- Interna o íntima: constituida por el endotelio (un epitelio¹⁷ simple plano), una lámina basal y una capa conjuntiva subendotelial. La íntima está presente en todos los vasos (arterias o venas) y su composición es idéntica en todos. La clasificación de los vasos depende por tanto de la descripción histológica de las otras dos capas.
- Media: compuesta por fibras musculares lisas dispuestas de forma concéntrica, fibras elásticas y fibras de colágeno, en proporción variable según el tipo de arteria. En las arterias, la media es una capa de aspecto compacto y de espesor regular.
- Externa o adventicia: formada por tejido conjuntivo laxo, compuesto fundamentalmente por fibroblastos y colágeno. En arterias de diámetro superior a 1 mm, la nutrición de estas túnicas o capas corre a cargo de los vasa vasorum; su inervación¹⁸, de los nervi vasorum (fenómenos vasomotores).

¹⁶ Movimiento de contracción del corazón y de las arterias para empujar la sangre que contienen (2).

¹⁷ Tejido animal formado por células en estrecho contacto, que reviste la superficie, cavidades y conductos del organismo (2).

¹⁸ Acción del sistema nervioso en las funciones de los demás órganos del cuerpo del animal (2).

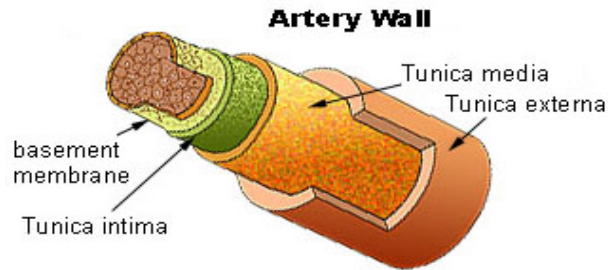


Figura 2.0.1. Esquema de una arteria

Los límites entre las tres capas están generalmente bien definidos en las arterias. Las arterias presentan siempre una lámina elástica interna separando la íntima de la media, y (a excepción de las arteriolas) presentan una lámina elástica externa que separa la media de la adventicia. La lámina elástica externa se continúa a menudo con las fibras elásticas de la adventicia.

Los aneurismas en el cerebro ocurren cuando hay un área debilitada en la pared de un vaso sanguíneo. Un aneurisma puede estar presente desde el nacimiento (congénito) o puede desarrollarse más tarde en el transcurso de la vida, como después de la lesión a un vaso sanguíneo (51).

2.1. Patogenia

La patogénesis de aneurismas arteriales intracraneales se ha debatido durante muchos años y sigue sin estar claro. Estas lesiones pueden plantear riesgos que amenaza la vida de los pacientes, por lo que comprender su causa y la progresión es importante para elegir el tratamiento adecuado. La suposición general de que el flujo sanguíneo arterial primero “expande” y luego “rompe” una hernia aneurismática de la pared del vaso (52) podría ser correcta, sin embargo, este supuesto no distingue entre las diversas enfermedades que dan origen a los aneurismas arteriales y la fortaleza, por lo tanto, constituye un enfoque simplista.

El factor clave parece ser la degeneración de la media. La hipertensión arterial (70-80% de los casos) y la Edad avanzada son dos de los rasgos más típicos. El pico de incidencia está en la 6ª y 7ª décadas y afecta el doble o triple a los hombres que a las

mujeres. Son factores predisponentes la arteriosclerosis y algunas enfermedades hereditarias del tejido conectivo como los Síndromes de Marfan (53) y el Síndrome de Ehlers Danlos (54).

Sin embargo la evaluación de la patogénesis de los aneurismas basada en el aumento de la presión intraluminal sobre la pared arterial ya sea por enfermedades previas como la hipertensión arterial, el esfuerzo cortante y la turbulencia por sí sola, puede ocultar otros factores igualmente importantes, tales como los fenómenos morfológicos o biológicos dentro de la pared del vaso, o el medio ambiente perianeurismático.

2.2. Clasificación

Los aneurismas intracraneales pueden clasificarse de acuerdo a diferentes factores.

2.2.1. Según su morfología

- Aneurismas saculares o también denominados aneurismas tipo “Berry” debido a su forma de baya, constituyen el 80 a 90%, y se ubican en la zona de emergencia de ramas de los vasos principales cuando discurren por el espacio cisternal¹⁹. Tienen un sector que es el cuello del aneurisma y otro que es el fondo.

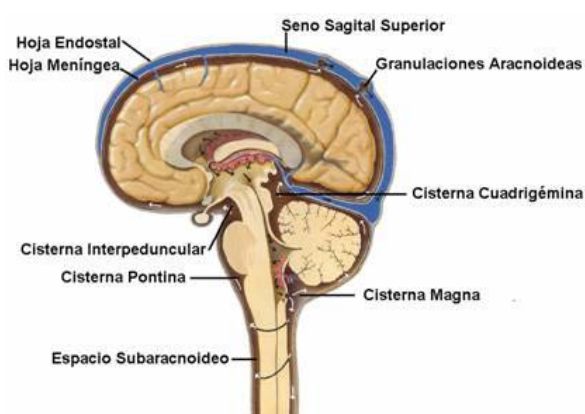


Figura 2.2.0.1. Esquema del espacio cisternal (55).

¹⁹ Las cisternas del encéfalo constituyen un gran reservorio del líquido cefalorraquídeo, cuyo volumen es mayor al contenido en las cavidades ventriculares; estos espacios contienen vasos sanguíneos y algunas estructuras nerviosas (60).



Figura 2.2.0.2. Aneurisma Sacular (49).

- Aneurisma fusiforme o arteriosclerótico, que no ocurren en salida de ramas sino que comprometen todo un segmento de la pared de un vaso arterial principal como la carótida intracraneal, la arteria vertebral o la basilar. Se asocia con frecuencia a aterosclerosis e hipertensión arterial. Ocasionalmente ocasionan cuadros de compresión sobre nervios craneales, sobre otros vasos o sobre el parénquima cerebral.



Figura 2.2.0.3. Aneurisma Fusiforme (49).

- Aneurismas “Blister Like” ocurren en sitios fuera de las ramificaciones, en la arteria carótida supraclinoidea interna (ICA) [4]. No son bien conocidos. Estos aneurismas suelen ser un desafío quirúrgico. Como su nombre indica, son dilataciones aneurismáticas o ampollas, de pequeño tamaño, con paredes muy frágiles y un cuello ancho.



Figura 2.2.0.4. Aneurisma "Blister Like" (49).

2.2.2. Según su tamaño

- Pequeños, cuando el tamaño es menor a 6mm
- Mediano, cuando el tamaño está entre 6 y 15 mm
- Grande, cuando el tamaño está entre 16 y 25 mm
- Gigante, cuando tiene más de 25 mm

2.2.3. Según su localización

- Arteria carótida interna, a nivel de la salida de la arteria comunicante posterior.
- Arteria cerebral anterior en zona de unión con arteria comunicante anterior.
- Bifurcación de arteria cerebral media.
- Bifurcación carotídea.

2.2.4. Según su etiología

- Aneurismas saculares.
- Aneurismas ateroscleróticos (fusiformes).
- Aneurismas Infecciosos o micóticos: Se consideran con esta terminología a las lesiones causadas por émbolos²⁰ bacterianos o muy raramente por hongos. Se le ha encontrado una frecuencia del 4% y está asociado a endocarditis²¹ bacteriana subaguda, o en pacientes inmunocomprometidos, o en individuos que consumen drogas.
- Aneurismas Traumáticos: Son considerados con una frecuencia menor al 1%. Por lo general se trata de pseudoaneurismas ya que parte de su estructura es tejido cerebral. Se ven asociados a trauma penetrante de cráneo (por objeto punzo-cortante o por un proyectil de arma de fuego); pero también pueden verse en traumatismo craneal cerrado.
- Aneurismas Tumorales: Ocurren en casos de enfermedad tumoral embolizante como el mixoma²² auricular o en lesiones tumorales del cerebro que infiltran la pared arterial y dan lugar a la formación de un aneurisma.

2.3. Sintomatología

La mayoría de los aneurismas no ocasionan síntoma hasta que se rompen; cuando se rompen, se asocian con una morbilidad significativa. Los aneurismas pequeños cuando mantienen su tamaño generalmente no ocasionan sintomatología. Sin embargo, los aneurismas grandes y gigantes que continúan creciendo pueden ocasionar compresión del tejido nervioso o pares craneales.

Un aneurisma cerebral puede empezar a "dejar escapar" una pequeña cantidad de sangre, lo cual puede causar un dolor de cabeza muy fuerte que un paciente puede

²⁰ Coágulo, burbuja de aire u otro cuerpo extraño que, presente en la circulación, produce una embolia (2).

²¹ Inflamación aguda o crónica del endocardio.

El endocardio es una membrana serosa que tapiza las cavidades del corazón y está formada por dos capas: una exterior, de tejido conjuntivo, y otra interior, de endotelio (2).

²² Tumor de los tejidos mucosos (2).

describir como "el peor dolor de cabeza de su vida". Otra frase usada para describir esto es cefalea centinela. Esto significa que el dolor de cabeza podría ser un signo de advertencia de una ruptura días o semanas después de que el dolor de cabeza sucede por primera vez.

Los síntomas también pueden ocurrir si el aneurisma ejerce presión sobre estructuras cercanas en el cerebro o se abre (se rompe) y causa sangrado intracerebral.

Los síntomas dependen de la localización del aneurisma, si se rompe o no y sobre qué parte del cerebro está ejerciendo presión, pero pueden abarcar:

- Visión doble
- Pérdida de la visión
- Dolores de cabeza
- Dolor en el ojo
- Dolor en el cuello
- Cuello rígido

Un dolor de cabeza intenso y repentino es un síntoma de que un aneurisma se ha roto. Otros síntomas de la ruptura de un aneurisma pueden abarcar:

- Confusión, letargo, somnolencia o estupor
- Párpado caído
- Dolores de cabeza con náuseas o vómitos
- Debilidad muscular o dificultad para mover cualquier parte del cuerpo
- Entumecimiento o disminución de la sensibilidad en cualquier parte del cuerpo
- Crisis epiléptica
- Problemas del habla
- Cuello rígido (ocasionalmente)
- Cambios en la visión (visión doble o pérdida de la misma)

Capítulo III

Procesamiento de Imágenes y visión por computador

Una imagen²³ puede ser definida matemáticamente como una función bidimensional,

$$f(x, y)$$

donde x e y son coordenadas espaciales en un plano, y f en es la intensidad o nivel de gris de la imagen en cualquier par de coordenadas.

Cuando los valores x e y de f son cantidades finitas, discretas, decimos que la imagen es una imagen digital.

La vista es nuestro sentido más avanzado, y no es sorprendente que las imágenes jueguen el papel más importante en la percepción humana.

Aunque los seres humanos estemos limitados a la banda visible del espectro electromagnético, las maquinas pueden percibir casi el espectro completo, desde los rayos gamma, a las ondas de radio.

3.1. Reseña histórica

Una de las primeras aplicaciones de las imágenes digitales se dio en la industria del periódico, cuando se enviaron fotografías a través de un cable submarino entre Londres y Nueva York, en la primera parte de la década de los veinte. El sistema Bartlane tomaba cerca de tres horas y constaba de un equipo de impresión especializado que codificaba las fotografías para su envío por cable y las reconstruía del otro lado.

²³ Reproducción de un objeto formada por la convergencia de los rayos luminosos que, procedentes de él, atraviesan una lente o aparato óptico, y que puede ser proyectada en una pantalla (2).



Figura 3.1.0.1 Fotografía digital en 1921 de una cinta codificada (56).

Esta técnica se abandonó rápidamente, favoreciendo otro tipo de reproducción fotográfica basada en cintas que se perforaban en la terminal telegráfica receptora.



Figura 3.1.0.2 Imagen obtenida en 1922 con una cinta perforada (56).

Como ya mencionamos, aunque estas imágenes entran en nuestra definición de imagen digital, no podemos decir que son resultados del Procesamiento Digital de Imágenes pues no se usaron computadoras para crearlas. De hecho, las imágenes digitales necesitan tanto espacio de almacenamiento y capacidad de procesamiento que el avance del procesamiento de imágenes ha dependido del desarrollo de las computadoras digitales y tecnologías de apoyo que incluyen almacenamiento de datos, despliegue y transmisión. Las primeras computadoras suficientemente potentes para desarrollar tareas de procesamiento de imágenes significativas aparecieron en los comienzos de los sesentas, junto con el programa espacial estadounidense. El laboratorio Jet Propulsion de Pasadena California inició los trabajos en 1964 cuando un equipo procesó varias fotos de la luna transmitidas por el Ranger 7, para corregir varios tipos de distorsión que producía la cámara de a bordo. Estas investigaciones servirían de base para desarrollos posteriores en subsecuentes misiones como Surveyor, Mariner y Apollo.

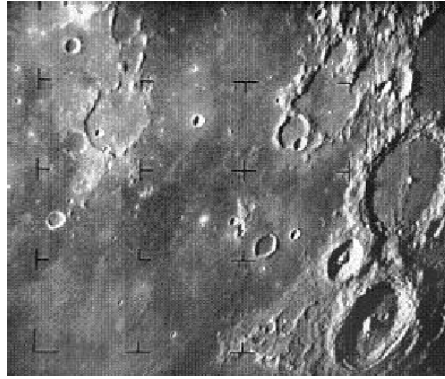


Figura 3.1.0.3. Primera imagen de la luna por la nave espacial de E.E.U.U, Ranger 7 (56).

Paralelamente, en los años 60 y 70, se desarrollaron técnicas para imágenes médicas, observaciones remotas de la tierra y astronomía. La invención en los años 70s de la tomografía axial computarizada fue uno de los más importantes eventos en la aplicación de PDI a diagnósticos médicos.

A partir de los años sesenta y con el desarrollo de las computadoras, el procesamiento de imágenes ha avanzado a pasos impresionantes y sus algoritmos se empezaron a utilizar en un amplio rango de aplicaciones (Geólogos que estudian la contaminación con imágenes satelitales o aéreas, arqueólogos que restauran viejas fotografías de antiguos artefactos destruidos con el tiempo, aplicaciones en astronomía, biología, defensa, la industria, reconocimiento de caracteres, control de calidad, etc.). El abaratamiento de equipo de alta tecnología y el advenimiento de la red Internet han creado oportunidades jamás vistas para el crecimiento del procesamiento de imágenes.

3.2. Imágenes a partir de rayos Gamma

La medicina nuclear es una de las aplicaciones más importantes de los rayos Gamma.

En medicina la técnica consiste en inyectar un isótopo radiactivo que emite rayos gamma cada vez más débiles, donde estos son detectados y se forma la imagen.

Otro caso es la tomografía de emisión de positrones PET, similar a la tomografía de rayos X, pero en esta se inyecta al paciente un isótopo radiactivo que emite positrones. Los positrones chocan con los electrones del paciente, se destruyen ambos, y se producen dos rayos gamma que se detectan para formar la imagen.

3.3. Imágenes a partir de rayos X

Los rayos X constituyen una forma de energía radiante (radiación electromagnética) de la misma naturaleza que las ondas de radio, las ondas de microondas, los rayos infrarrojos, la luz visible, los rayos ultravioleta y los rayos gamma. La diferencia fundamental con los rayos gamma es su origen: los rayos gamma son radiaciones de origen nuclear que se producen por la desexcitación de un nucleón de un nivel excitado a otro de menor energía y en la desintegración de isótopos radiactivos, mientras que los rayos X surgen de fenómenos extranucleares, a nivel de la órbita electrónica, fundamentalmente producidos por desaceleración de electrones. La energía de los rayos X en general se encuentra entre la radiación ultravioleta y los rayos gamma producidos naturalmente. Los rayos X son una radiación ionizante porque al interactuar con la materia produce la ionización de los átomos de la misma, es decir, origina partículas con carga (iones) (43).

3.3.1. Producción de rayos X

Los rayos X se pueden observar cuando un haz de electrones muy energéticos se desacelera al chocar con un blanco metálico. Según la mecánica clásica, una carga acelerada emite radiación electromagnética, de este modo, el choque produce un espectro continuo de rayos X a partir de cierta longitud de onda mínima dependiente de la energía de los electrones. Este tipo de radiación se denomina Bremsstrahlung, o radiación de frenado. Además, los átomos del material metálico emiten también rayos X monocromáticos, lo que se conoce como línea de emisión característica del material. Otra fuente de rayos X es la radiación sincrotrón emitida en aceleradores de partículas.

Para la producción de rayos X en laboratorios, hospitales, etc. se usan los tubos de rayos X, que pueden ser de dos clases: tubos con filamento o tubos con gas.

El tubo con filamento es un tubo de vidrio al vacío en el cual se encuentran dos electrodos en sus extremos. El cátodo es un filamento caliente de tungsteno y el ánodo

es un bloque de cobre en el cual está inmerso el blanco. El ánodo es refrigerado continuamente mediante la circulación de agua, pues la energía de los electrones al ser golpeados con el blanco, es transformada en energía térmica en un gran porcentaje. Los electrones generados en el cátodo son enfocados hacia un punto en el blanco y producto de la colisión, los rayos X son generados. Finalmente el tubo de rayos X posee una ventana la cual es transparente a este tipo de radiación elaborada en berilio, aluminio o mica.

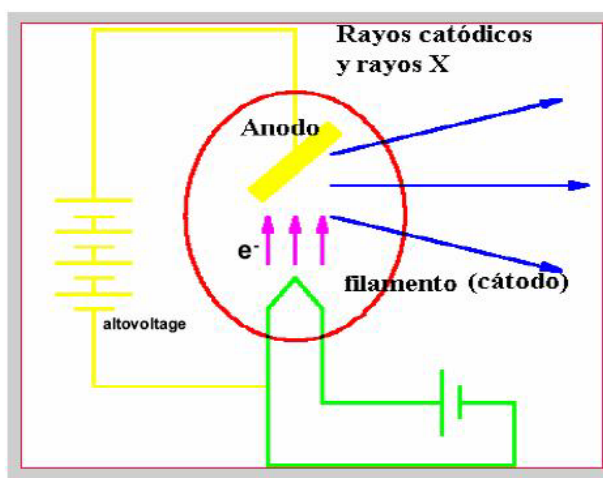


Figura 3.3.1.0.4. Esquema de un tubo de rayos catódicos y rayos X.

3.3.2. Detectores de rayos X

Las películas fotográficas, dispositivos de ionización, cámaras CCD, etc. son algunos de los sistemas de detección para rayos X:

La emulsión de las películas fotográficas varía dependiendo de la longitud de onda a la cual se quiera exponer. La sensibilidad de la película es determinada por el coeficiente de absorción másico y es restringida a un rango de líneas espectrales. La desventaja que presentan estas películas es, por su naturaleza granizada, la imposibilidad de un análisis detallado pues no permite una resolución grande.

Los dispositivos de ionización miden la cantidad de ionización de un gas producto de la interacción con rayos X. En una cámara de ionización, los iones negativos son atraídos hacia el ánodo y los iones²⁴ positivos hacia el cátodo, generando corriente en un circuito externo. La relación entre la cantidad de corriente producida y la intensidad de la radiación son proporcionales, así que se puede realizar una estimación de la cantidad de fotones de rayos X por unidad de tiempo. Los contadores que utilizan este principio son el contador Geiger, el contador Proporcional y el contador de destellos. La diferencia entre ellos es la amplificación de la señal y la sensibilidad del detector.

3.4. Angiografía

La angiografía es una técnica de imagen médica usada para visualizar en el interior de los vasos sanguíneos u órganos del cuerpo, en particular las arterias, venas y las cavidades del corazón. Tradicionalmente se inyecta un medio de contraste radiopaco en los vasos sanguíneos y se usa técnicas con rayos-X para capturar las imágenes. Los rayos-X no pueden atravesar el compuesto por lo que se revela en la placa radiográfica la morfología del árbol arterial así como sus distintos accidentes vasculares, émbolos, trombosis, aneurismas, estenosis.

Se habla de arteriografía cuando el objeto de estudio son las arterias, si fueran las venas se habla de flebografía, ambas técnicas se agrupan en lo que se conoce como angiografía.

La angiografía es una técnica invasiva, pues requiere la introducción de un catéter en una arteria periférica, con frecuencia se usa la arteria femoral o incluso la vena cubital. Sin embargo existen técnicas no invasivas, como la angiografía por tomografía axial computarizada.

La causa más frecuente por la que se realizan las arteriografías es para descartar un estrechez u oclusión arterial que produzca síntomas. Por ejemplo, si se bloquea una arteria de la pierna puede producir dolor al caminar; si se bloquea una arteria del cerebro puede producir debilidad, problemas visuales, etc.

²⁴ Átomo o agrupación de átomos que por pérdida o ganancia de uno o más electrones adquiere carga eléctrica (2).

Otro motivo para realizar una angiografía es ver si presenta un aneurisma. Si bien otros exámenes tales como la tomografía computarizada (TC), resonancia magnética (RM), etc., pueden detectarlos, una arteriografía puede ser necesaria para analizarlos en detalle y planear el tratamiento.



Figura 3.4.0.5 Imagen de una angiografía cerebral

Capítulo IV

Desarrollo de un sistema informático de apoyo al diagnóstico de aneurismas cerebrales.

Conocido lo expuesto en los temas anteriores y mi especial interés en la medicina, fueron una mezcla que me sirvieron como impulso para desarrollar un sistema que pudiese servir como soporte al médico en el diagnóstico de los aneurismas cerebrales pequeños. Haremos uso de angiografías o arteriografías para cumplir con el propósito, por estar especializadas en encontrar malformaciones vasculares.

En este capítulo se exponen todas las fases que se desarrollan en el algoritmo y sus principios teóricos. Los principios teóricos se encuentran basados en la experiencia obtenida por mi profesor y tutor para este proyecto final de carrera (57).

4.1. Obtención de las imágenes

El procedimiento para realizar una angiografía comienza con la inserción de un catéter flexible pequeño en una arteria o una vena, previa anestesia local. Posteriormente, se introduce una aguja pequeña en el vaso sanguíneo.

Una vez en el sitio, se inyecta una sustancia de contraste a través del catéter por medio de un inyector de presión que regula automáticamente el volumen y la velocidad de la inyección. Esta sustancia de contraste llena la luz del vaso sanguíneo y permite que sea radiológicamente visible. Cuando se comienza a irradiar al sector elegido para el estudio, los vasos sanguíneos que contienen la sustancia radio opaca aparecen más oscuros en las imágenes que el resto de las sustancias del organismo.

Además del tubo de rayos X, el equipo cuenta con un reforzador de imagen que recibe la imagen formada y amplificada que se envía a una cámara de vídeo.

Las imágenes digitales obtenidas, tanto de manera individual como agrupadas en un conjunto (componiendo un video del procedimiento) permiten evaluar con precisión la anatomía arterial y determinar sus patologías.

Cada video puede ser modelado por una función continua de tres variables $f(x, y, t)$. Los primeros dos argumentos de la función son las coordenadas (x, y) del plano cartesiano, mientras que la tercera coordenada t nos especifica la evolución de la imagen en el tiempo.

El valor o la amplitud de f en un punto del espacio (x, y) posee un valor escalar positivo. Las imágenes que trataremos para el diagnóstico de los aneurismas son imágenes monocromáticas. Una imagen monocromática (en blanco y negro o en tono de gris) el rango de f tiene un valor mínimo (negro) y un valor máximo (blanco). Si se trata de una imagen digital el rango viene dado por un conjunto finito de valores, como puede ser el conjunto $\{0, 1, \dots, L - 1\}$ donde el 0 corresponde al negro y el valor $L-1$ al blanco. Cuando una imagen es generada desde un medio físico, sus valores son proporcionales a la energía irradiada por la fuente y como consecuencia, $f(x, y)$ debe ser un mayor o igual a cero y finito.

$$0 \leq f(x, y) < \infty$$

4.1.1. Cuantificación y muestreo

Existen numerosas formas de adquirir imágenes, sin embargo el objetivo en todas es el mismo: generar imágenes digitales de los datos percibidos. La salida en la mayoría de los sensores es una onda de voltaje cuya amplitud y comportamiento espacial están relacionados con el fenómeno físico que está siendo captado. Para crear una imagen digital, necesitamos convertir la información captada en forma continua a forma digital. Este proceso se desenvuelve en muestreo y cuantificación.

Una imagen es continua tanto su intensidad luminosa como respecto a los ejes x e y (espacialmente). Para convertir la imagen en formato digital, tenemos que obtener valores discretos tanto en la luminosidad como respecto a los ejes. Digitalizar los

valores de las coordenadas se denomina muestreo y digitalizar los valores de la intensidad luminosa se denomina cuantificación.

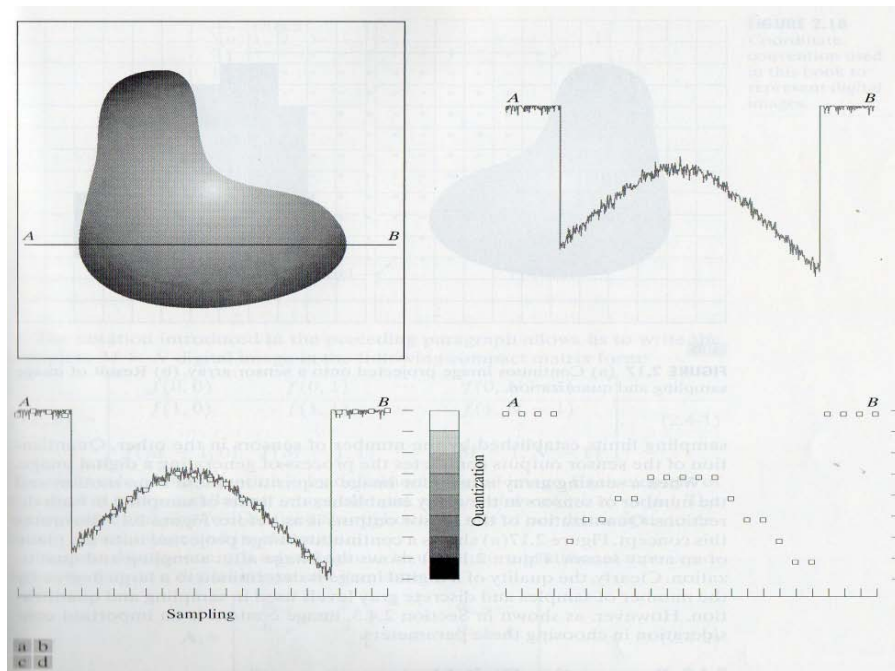


Figura 4.1.1.0.1. Generación de una imagen digital (a) Imagen continua (b) Segmento desde el punto A hasta el B de la imagen continua (c) Muestreo y cuantificación (d) Imagen digital (56)

La figura 4.1.1.1 muestra el proceso de digitalización de una imagen continua. En la figura 4.1.1.1 (b) se muestra una gráfica de los valores continuos de la intensidad luminosa (escala de grises) a través de un segmento desde un punto A hasta un punto B en la figura 4.1.1.1 (a). Las variaciones aleatorias en el segmento tomado son debido al ruido de la imagen. Para tomar las muestras del segmento se toman puntos equidistantes a través del mismo como se muestra en la figura 4.1.1.1 (c). La localización de cada muestra se encuentra remarcada por un cuadrado superpuesto sobre la función. El conjunto de estas localizaciones discretas forman la función muestra. En cualquier caso los valores de las muestras se expanden verticalmente en un rango continuo de la escala de grises. Para formar una función digital, los valores de la escala de grises también deben ser transformados en valores discretos (cuantificación). En la figura 4.1.1.1 (c) se muestra como la escala de grises fue dividida en 8 niveles discretos, partiendo desde el negro hasta el blanco. Los valores continuos de la escala de grises son cuantificados simplemente asignándoles uno de los 8 valores discretos. Esta asignación se hace de acuerdo a su proximidad en vertical a alguno de los valores discretos.

Para obtener la digitalización de la imagen analógica se realiza un muestreo sobre ella utilizando una rejilla o plano cuadriculado, donde cada región es representada por un pixel, cuyo nivel de gris es el valor, de un conjunto finito de valores, que representa a los tonos de gris en dicha región.

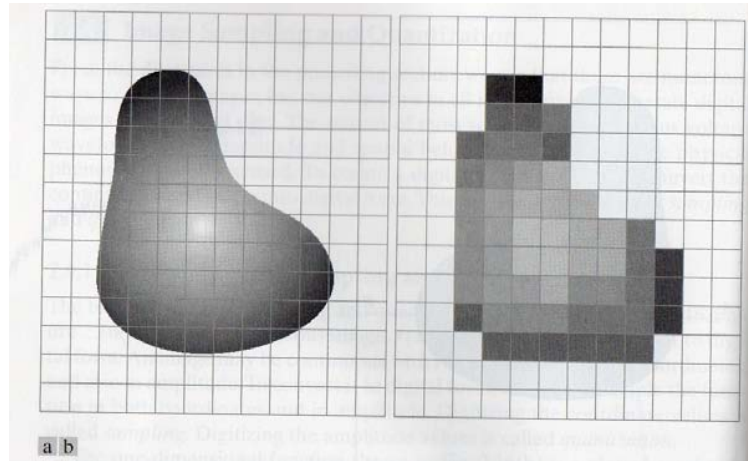


Figura 4.1.1.0.2. Resultado de una imagen despues del muestreo y cuantificación.

4.1.2. Representación de una imagen digital

El resultado de digitalización después del muestreo y cuantificación en una imagen, es una matriz de números reales. De ahora en adelante asumiremos que una imagen $f(x,y)$ una vez muestreada, su resultado es una imagen digital de M filas por N columnas. Los valores de las coordenadas (x,y) son valores discretos. La notación usada para representar la matriz es la mostrada en la matriz a continuación.

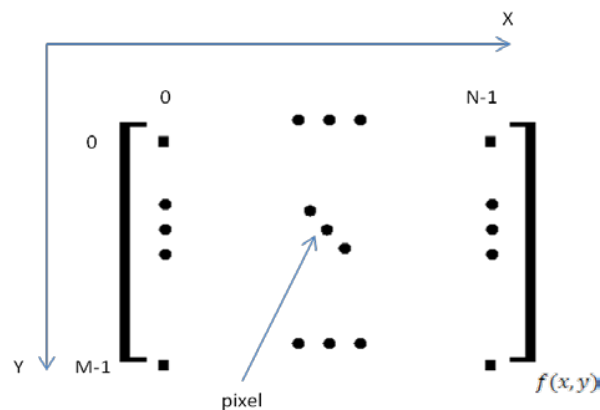


Figura 4.1.2.0.3. Notación para representar una imagen en una matriz.

El modelo de representación en tono de gris, es una matriz cuyos elementos vienen dados por los tonos de gris de los píxeles de la imagen:

$$f(x, y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & \cdots & f(0, N-1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ f(M-1,0) & \cdots & f(M-1, N-1) \end{bmatrix}$$

Es decir cada uno de los elementos se llama pixel y $f(x, y)$ nos da el tono de gris del pixel en la posición (x, y) .

La resolución espacial viene dada por la proximidad de las muestras de la imagen en el plano de la imagen. En el caso de imágenes digitalizadas es el número de puntos del dominio de la imagen, es decir, $N \times M$. La resolución espectral viene dada por el ancho de banda de las frecuencias de la radiación luminosa capturadas por el sensor. La resolución radiométrica (o profundidad) viene dada por el número de niveles o tonos de gris distinguibles y la resolución temporal viene dada por el intervalo de tiempo entre muestras consecutivas en las que la imagen se captura.

4.1.3. El color

El color está asociado con la capacidad de los objetos de reflejar ondas electromagnéticas de diferente longitud de onda. El ser humano detecta los colores como combinaciones de tres colores primarios, el rojo, el verde y el azul. Las pantallas de nuestros ordenadores suelen utilizar el modelo RGB (red-green-blue), donde cada pixel tiene asociado un vector tridimensional (r, g, b) que nos conduce a un color determinado; el vector $(0,0,0)$ es el negro, $(L-1, L-1, L-1)$ es el blanco, $(L-1, 0, 0)$ es el rojo “puro”, y así sucesivamente. Esto implica que tenemos L^3 colores diferentes que no todos serán albergados por el dispositivo, por lo que es común especificar un subconjunto de estos, llamado paleta de colores.

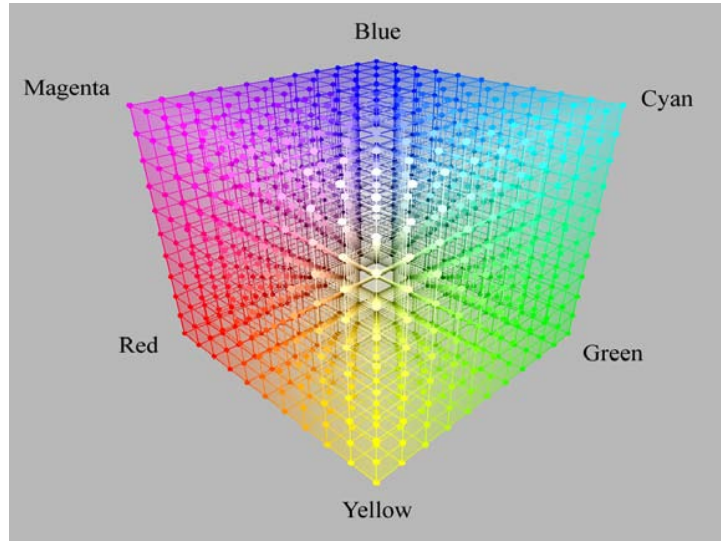


Figura 4.1.3.0.4. Cubo de colores (El blanco se encuentra en la esquina frontal y el negro en la esquina posterior) (58)

Los colores rojo, verde y azul, que corresponde a vértices de cubo son los colores primarios de la luz y los colores cian, magenta y amarillo de los otros vértices son los colores secundarios.

Una imagen RGB viene definida por tres matrices de tamaño $N \times M$, de manera de que cada pixel corresponde a una posición específica en las mismas y tiene asociado una tripleta de valores (r, g, b) , que indican la tonalidad que corresponde a cada uno de los colores rojo, verde y azul. La primera matriz nos da la componente roja, la segunda la componente verde y la tercera la componente azul. Por lo tanto una imagen de color viene dada por una función vectorial de la forma:

$$f(x, y) = (f_1(x, y), f_2(x, y), f_3(x, y))$$

También se puede representar una imagen mediante dos componentes: una matriz X de tamaño $N \times M$ constituida por valores enteros del conjunto $\{1, 2, \dots, p\}$ y una matriz, llamada mapa de colores, de tamaño $p \times 3$, constituida por valores reales del intervalo $[0, 1]$. El número p nos da el número de colores diferentes a utilizar. Cada columna de la matriz mapa de colores especifica la componente roja, verde y azul de un color específico. Cada elemento de la matriz X son apuntadores hacia el mapa de colores. Una imagen así representada se dice que es una imagen indexada.

4.1.4. Modelos o espacios de color

Un color se puede representar de dos maneras diferentes dependiendo del medio en que se reproduce:

- Mediante un sistema aditivo que consiste en añadir colores al negro para crear nuevos colores. La presencia de todos los colores primarios es suficiente para crear un blanco puro, mientras que la ausencia de los colores primario crea un negro puro. Los colores primarios de luz o colores primarios aditivos son el rojo, el verde y el azul. La suma de los tres colores primarios da lugar blanco (la luz blanca está compuesta por luz roja, verde y azul a partes iguales). Los colores secundarios de la luz son el magenta (rojo + azul), el cian (verde + azul) y el amarillo (rojo + verde).
- Mediante un sistema sustractivo en que los colores primarios son sustraídos del blanco para formar nuevos colores. Cuantos más colores se mezclen se obtendrá algo más parecido al negro. Teóricamente, la presencia de todos los colores primarios sustractivos nos da el negro y su ausencia el total blanco. Un color primario de pigmento (sustractivo) es aquel que absorbe un color primario de luz y refleja los otros dos, por tanto, son el cian, el magenta y el amarillo. Cuando la luz incide sobre un color primario de pigmento lo que vemos es la combinación de los otros dos colores primarios de luz. Así, además del modelo RGB podemos tener otros modelos de color.

El espacio de color CMY (Cian, Magenta y Amarillo) se basa en los colores secundarios de la luz, es decir, en los colores primarios de pigmentos. La luz blanca pura se obtiene como diferencia entre el amarillo y el azul, la mayoría de los dispositivos que depositan pigmentos coloreados sobre el papel, como las impresoras o las fotocopadoras, utilizan entrada de datos en la configuración CMY o realizan una conversión de RGB a CMY mediante la transformación simple:

$$\begin{bmatrix} C \\ M \\ Y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}$$

Donde se supone que todos los colores han sido normalizados en el rango [0,1].

Esta ecuación muestra que la luz refleja en una superficie pintada de color cian puro no contiene rojo ($C = 1 - R$); la reflejada en una superficie pintada de color magenta puro no contiene el color verde ($M = 1 - G$) y la reflejada en una superficie pintada de color amarillo puro no contiene el azul ($Y = 1 - B$).

Teóricamente con igual cantidad de pigmentos primarios, cian, magenta y amarillo, se producirá el color negro, pero en realidad, debido a las impurezas en las tintas, da lugar a un color café pardo; de ahí que para conseguir un color negro de calidad es conveniente añadir este color a las impresoras y fotocopiadoras, pues es el que más utilizan, obteniendo así el espacio de color CMYK.

El sistema de color NTSC se usa para la televisión en América. Una de las principales ventajas de este formato es que la información en tono de gris se separa de los datos de color, y así la misma señal se puede utilizar para televisores en blanco y negro y de color. En este sistema la imagen consta de tres componentes: la iluminancia (Y), el matiz o tonalidad (I) y la saturación (Q). La elección de las letras YIQ es convencional. La luminancia, luminosidad o brillo es el flujo luminoso o intensidad luminosa emitido por un objeto con luz propia (emitida y no reflejada), tal como una bombilla o el Sol. El matiz o tonalidad es un atributo asociado a la longitud de onda dominante en una mezcla de ondas de luz y representa el color percibido por el observador. Cuando llamamos a un objeto naranja, azul, o marrón estamos especificando su tono. La saturación se refiere a cómo de puro es el color, es decir, la cantidad de luz blanca que se mezcla con él. Se parte el color blanco hasta llegar al color totalmente saturado.



Figura 4.1.4.0.5. Saturación de un color.

La luminancia representa la información en tonos de gris y las otras dos componentes contienen la información de color en una señal de televisión. El modelo YIQ se obtiene a partir del modelo RGB mediante la siguiente transformación que es una transformación lineal:

$$\begin{bmatrix} Y \\ I \\ Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ 0.596 & -0.275 & -0.321 \\ 0.212 & -0.523 & 0.311 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}$$

El sistema de color PAL²⁵, o modelo YUV, es el utilizado para la televisión en Europa. Las coordenadas que transmite son la luminancia Y, y dos coordenadas denominadas U y V, derivadas de las señales diferencia de color R-Y y B-Y. Se obtiene el modelo RGB mediante la transformación lineal:

$$\begin{bmatrix} Y = 0.30.R + 0.59.G + 0.11B \\ U = 0.493 . (B - Y) \\ V = 0.877 . (R - Y) \end{bmatrix}$$

El espacio de color alternativo de más relevancia para el procesamiento de imágenes es el modelo HSI²⁶. Los espacios de color hasta ahora estudiados no son demasiado adecuados para describir colores en términos de su interpretación humana. Por ejemplo, nadie describe el color de su coche en términos de la composición de sus colores primarios. El ser humano suele describir un objeto de color por su brillo, su tonalidad y su saturación. Sin embargo, el brillo es una descripción subjetiva que es difícil de medir. Por ello en este modelo se separa el brillo de la información sobre el color (el matiz y la saturación corresponden a la percepción humana). Como consecuencia, este modelo es una herramienta muy útil para el desarrollo de algoritmos en procesamiento de imágenes. Existe una transformación no lineal para pasar de RGB a HSI.

Las imágenes digitales con las que vamos a trabajar para el diagnóstico de los aneurismas cerebrales, las hemos creado en formato JPG.

4.1.5. Descomposición de una angiografía y obtención de las imágenes para su estudio

Como se dijo en el principio del capítulo una angiografía es una colección de videos cuya resolución temporal es de dos fotogramas/segundo. Cada video recoge el flujo del

²⁵ Phase Alternative Line

²⁶ Hue, Saturation and Intensity

medio opaco o contraste a través de los vasos sanguíneos, en un periodo de tiempo concreto.

Un video no es más que una secuencia de imágenes. Por esta razón, el sistema de forma automatizada descompone cada video en imágenes estáticas con una resolución espacial de 1024x1024, que son agrupadas en carpetas representativas de la fase de la angiografía. Dicho de otra forma, el sistema de forma automatizada sigue las siguientes etapas:

1. Se le asigna una carpeta con todos los videos procedentes del estudio angiográfico.
2. El sistema de forma automatizada le asigna a cada video una carpeta individual, para poder realizar el estudio.
3. Cada video se descompone en imágenes, estas imágenes a su vez son guardadas en su carpeta correspondiente.

4.2. Pre-procesamiento de la imagen

El pre-procesado de la imagen se enfoca en obtener una imagen binarizada, previa sin ruido, para seguir con el proceso de segmentación.

Lo primero que haremos es descomponer cada imagen en sus tres canales RGB, creando así una matriz correspondiente para cada canal.

Se define el operador *crear* como:

$$[CREAR(D, R)](x, y) = \begin{cases} y_k & \text{si } (x, y) = (x_k, y_k) \\ * & \text{en otro caso} \end{cases}$$

No es necesario diferenciar entre los canales ya que estamos tratando con imágenes monocromáticas, como se explicaba en un principio. Por ello basta con solo almacenar uno de los canales.

Una vez que hemos obtenido la imagen, nos interesa diferenciar la trayectoria de los vasos sanguíneos del resto de la imagen, ya que estos son los que se van a someter al estudio, por ello aplicamos umbralización a la imagen.

En nuestro caso en particular hemos aplicado un operador umbral binario invertido que se define para producir una imagen binaria con solo dos niveles de gris, 1 (blanco) y 0 (negro). Este operador se aplica a la imagen y depende de un parámetro t , llamado umbral. Se define de la siguiente manera:

$$UMBRAL_BINARIO_INV[(f; t)](x, y) = \begin{cases} 0 & \text{si } f(x, y) > t \\ 1 & \text{en otro caso} \end{cases}$$

Sin embargo existen otros operadores de umbralización que también pueden ser muy útiles en otras aplicaciones:

$$UMBRAL_BINARIO[(f; t)](x, y) = \begin{cases} 1 & \text{si } f(x, y) > t \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases}$$

$$UMBRAL_TRUNC[(f; t)](x, y) = \begin{cases} t & \text{si } f(x, y) > t \\ f(x, y) & \text{en otro caso} \end{cases}$$

$$UMBRAL_A_CERO[(f; t)](x, y) = \begin{cases} f(x, y) & \text{si } f(x, y) > t \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases}$$

$$UMBRAL_A_CERO_INV[(f; t)](x, y) = \begin{cases} 0 & \text{si } f(x, y) > t \\ f(x, y) & \text{en otro caso} \end{cases}$$

Uno de los métodos más usuales de extraer una figura o una característica de particular interés de una imagen (como puede ser los bordes), es aplicando el método de la umbralización previamente. El operador umbral puede producir una imagen en blanco y negro, en la que nuestro caso nos permite diferenciar el fondo negro de los vasos sanguíneos en blanco. Así pues, este operador transforma una imagen digital monocromática en una imagen binaria.

Las operaciones aritméticas que se pueden realizar con estas imágenes son las mismas que las que se realizan con números reales, vectores y matrices. Estas operaciones serán muy útiles para trabajar en las distintas etapas del diagnóstico del aneurisma en una imagen.

La suma de dos imágenes, f y g , se realiza sumando los valores de los píxeles que tienen la misma posición en la matriz, es decir:

$$[SUMA(f, g)] = \begin{cases} f(x, y) + g(x, y) & \text{si } f(x, y), g(x, y) \in \mathbb{R} \\ * & \text{si } f(x, y) \text{ ó } g(x, y) \text{ es } * \end{cases}$$

La multiplicación de dos imágenes, f y g , se realiza multiplicando los valores de los píxeles que tienen la misma posición en la matriz, es decir:

$$[MULTI(f, g)] = \begin{cases} f(x, y) \cdot g(x, y) & \text{si } f(x, y), g(x, y) \in \mathbb{R} \\ * & \text{si } f(x, y) \text{ ó } g(x, y) \text{ es } * \end{cases}$$

El máximo de dos imágenes, f y g $MAX(f, g)$, se obtiene calculando el máximo de los valores de los píxeles que tienen la misma posición. Análogamente para el mínimo $MIN(f, g)$. El máximo de dos imágenes será una imagen formada por los píxeles más claros y el mínimo por los más oscuros.

La multiplicación de una imagen f por un escalar t se realiza multiplicando el valor de cada píxel por el escalar:

$$[ESCALAR(t, f)](x, y) = \begin{cases} t \cdot f(x, y) & \text{si } f(x, y) \in \mathbb{R} \\ * & \text{si } f(x, y) \text{ ó } g(x, y) \text{ es } * \end{cases}$$

El opuesto de una imagen se obtiene:

$$[-(f)](x, y) = \begin{cases} -f(x, y) & \text{si } f(x, y) \in \mathbb{R} \\ * & \text{si } f(x, y) \text{ ó } g(x, y) \text{ es } * \end{cases}$$

Si observamos en detalle la ecuación, veremos que no es más que un caso particular de la multiplicación de la imagen por un escalar.

4.2.1. Filtros lineales de promedio (máscaras o plantillas)

Para eliminar el ruido de las imágenes necesitamos conocer previamente lo que es una plantilla o máscara, sus tipos y cómo funcionan. Una máscara (o plantilla) g de tamaño $(2m + 1) \times (2n + 1)$ es una matriz de tamaño $(2m + 1) \times (2n + 1)$ cuyo elemento central corresponde al origen de las coordenadas (representado por $g(0,0)$) y todos sus elementos son números reales. Es decir:

$$g \equiv \begin{bmatrix} g(-m, -n) & \cdots & g(0, n) & \cdots & g(m, n) \\ \vdots & \cdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ g(-m, 0) & \cdots & g(0, 0) & \cdots & g(m, 0) \\ \vdots & \cdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ g(-m, -n) & \cdots & g(0, -n) & \cdots & g(m, -n) \end{bmatrix}$$

Dado un entorno $N(x, y)$ del pixel (x, y) , de tamaño $(2m + 1) \times (2n + 1)$, podemos superponer sobre él una plantilla (máscara) del mismo tamaño (se hace coincidir el centro de la máscara con el pixel (x, y)) y sustituir el nivel de gris $f(x, y)$ de dicho pixel por una suma ponderada de los niveles de gris de los pixeles del entorno con los valores correspondientes de la máscara, es decir, por la expresión:

$$f^*(x, y) = \sum_{(r,s) \in \mathbb{N} \times \mathbb{N}} g(r, s) \cdot f(x + r, y + s)$$

Si hacemos $h = x + r$ y $k = y + s$ entonces también se puede expresar como:

$$f^*(x, y) = \sum_{(h,k) \in \mathbb{Z} \times \mathbb{Z}} g(h - x, k - y) \cdot f(h, k)$$

Pues los valores de la máscara $g(r, s)$ son iguales a cero para $(r, s) \notin N(x, y)$ y los valores de la imagen $f(h, k)$ son también iguales a cero para $(h, k) \notin D_f$. Obsérvese que la expresión anterior es la operación de convolución entre funciones f y g . Esta transformación se conoce con el nombre de filtro lineal de promedio. En otras palabras, dada una máscara g y una imagen f , se define el operador filtro de la siguiente forma:

$$[FILTRO(f; g)](x, y) = \sum_{(r,s) \in \mathbb{N}} g(r, s) \cdot [TRAS(f; r, s)](x, y)$$

También se puede decir que este operador es un filtro lineal de promedio móvil, pues realiza un promedio con los valores de su entorno (ponderados con los coeficientes correspondientes de la máscara) para cada uno de los píxeles de la imagen.

Cuando todos los valores de la máscara son positivos y además suman un, decimos que se trata de un filtro de paso baja. Si se aplica el operador FILTRO de paso baja, la imagen obtenida es una imagen más suavizada (se han reducido las fluctuaciones en los niveles de gris), pues en la imagen filtrada, la intensidad de gris de cada píxel es una media ponderada de las intensidades de los píxeles de su entorno. Por ello se dice que se utilizado un filtro de paso baja, ya que atenúa o elimina las altas frecuencia, es decir, las grandes variaciones en los tonos de gris de los píxeles, y deja pasar a través del filtro sólo las bajas frecuencias (no o apenas se modifica las pequeñas variaciones). Como consecuencia la imagen filtrada es más borrosa ya que se ha atenuado el contraste o diferencia entre los niveles de gris de píxeles adyacentes. La imagen filtrada tiene la misma luminosidad que la imagen original. Por lo tanto una ventaja de este tipo de filtro es que atenúa los ruidos de alta frecuencia a cambio de introducir borrosidad en la imagen.

Cuando una máscara tiene valores negativos y positivos y la suma total es cero, decimos que se trata de una máscara o filtro de paso alta. Estos filtros destacan y acentúan las grandes variaciones entre los tonos de gris de los píxeles (dejan pasar los componentes de alta frecuencia) y atenúan o eliminan las pequeñas diferencias (componentes de baja frecuencia). Es decir, el resultado neto de un filtro de paso alta es destacar sólo aquellos píxeles en cuyo entorno hay grandes diferencias en los tonos de gris y que corresponde, por tanto, a los ejes, los bordes, los contornos, y otros detalles que configuran la forma de los objetos de la imagen, a costa de incrementar los ruidos. Los niveles de ruido de la nueva imagen serán positivos o negativos y próximos a cero en los entornos con poca variación en los niveles de gris. La intensidad luminosa media de la imagen será igual a cero. Si aplicamos a la nueva imagen obtenida el operador valor absoluto y después el operador umbral obtenemos una imagen binaria donde los píxeles que corresponden a ejes aparecen con valor uno y el resto con valor cero.

Cuando se desea detectar los ejes o bordes de una imagen se utilizará un filtro de paso alta, como por ejemplo:

$$\begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}$$

Con ello se consigue que cuando el entorno de un pixel tenga los mismos niveles de gris (entorno constante) o valores próximos de niveles de gris (entorno con pequeñas fluctuaciones), entonces al aplicarle una máscara o filtro de paso alta, el valor de la salida del pixel será 0 ó próximo a 0, pues no hay contraste significativo entre los pixeles del entorno al que se ha aplicado la máscara. Por el contrario, si en el entorno hay diferencia significativa entre los niveles de gris, el valor de la salida del pixel podrá no ser próximo a cero, marcando así las diferencias. Por lo tanto, cuando se utiliza una máscara o filtro de paso alta, se resaltan las grandes diferencias entre los niveles de gris de los pixeles del entorno y se eliminan las pequeñas fluctuaciones en los niveles de gris.

La imagen obtenida por una máscara de paso alta se puede obtener también como la diferencia entre la imagen original y la imagen filtrada con una máscara de paso baja.

Los filtros de promedio móvil pueden ser:

- Invariantes en el espacio, en cuyo caso, la imagen filtrada se obtiene de la aplicación de la misma máscara a cada uno de los pixeles de la imagen.
- Variables en el espacio, cuando el filtro se realiza mediante la aplicación de una colección de máscaras, de manera que a subconjuntos diferentes de pixeles se le aplican máscaras diferentes.

4.2.2. Filtros no lineales

También haremos uso de filtros cuyas operaciones son no lineales. Estos filtros nos pueden ser útiles, por ejemplo, en un determinado momento para sustituir un pixel por el mínimo de todos los valores existentes en su entorno.

Dado un entorno $N(x, y)$ del pixel (x, y) , de tamaño $(2m + 1) \times (2n + 1)$, podemos sustituir su tono del gris por el valor mínimo de los tonos de gris de los pixeles de su entorno. Esto lo hace el operador mínimo que viene definido por:

$$[MIN(f, N)](x, y) = \min\{f(r, s) : (r, s) \in N(x, y)\}$$

La imagen resultante tiene menor luminosidad y suele ser más homogénea que la imagen original. Su utilización nos puede ayudar, por ejemplo, a corregir la desigual iluminación de una imagen.

Análogamente podemos definir el operador máximo mediante la expresión:

$$[MAX(f, N)](x, y) = \max\{f(r, s) : (r, s) \in N(x, y)\}$$

Otro operador no lineal es el filtro mediana que viene definido como:

$$[MEDIANA(f, N)](x, y) = \text{mediana}\{f(r, s) : (r, s) \in N(x, y)\}$$

Este filtro permitirá eliminar o atenuar los ruidos puntuales o granulares de las imágenes siempre que el porcentaje de píxeles con ruido en el entorno sea menor que la mitad de los elementos del entorno.

4.2.3. Filtros de tipo gradiente

Si $f(x, y)$ es una función de valores reales de dos variables reales, las derivadas parciales $\frac{\partial f}{\partial x}$ y $\frac{\partial f}{\partial y}$ nos dan la tasa de cambio instantánea en las direcciones del eje de abscisas y del eje de ordenadas respectivamente. Con el fin de estudiar las tasas de cambio de los niveles de gris vamos a definir los operadores basados en diferencias. Definiremos el operador diferencia en la dirección de x como:

$$[DX(f)](x, y) = f(x, y) - f(x - 1, y)$$

Y análogamente, el operador diferencia en la dirección del eje de ordenadas es:

$$[DY(f)](x, y) = f(x, y) - f(x, y - 1)$$

El operador DX mide la diferencia entre el valor de gris de un píxel y el de su adyacente sobre el eje X. Así, en una imagen podremos apreciar si la iluminación de la misma va de claro a oscuro (o viceversa) en la dirección horizontal, según que los valores de los elementos de DX sean positivos o negativos, y cuantificar dicha variación. Como los ejes verticales vienen caracterizados por una variación de la iluminación en la dirección

del eje X, podemos detectarlos mediante dicho operador. Utilizando el operador DX con los operadores ABS y UMBRAL se podrán obtener los ejes horizontales en una imagen binaria.

De manera análoga, mediante la aplicación del operador DY, se puede apreciar la variación de arriba abajo (o viceversa), de la iluminación de la imagen y se pueden detectar ejes horizontales.

Es importante resaltar que estos operadores, DX y DY, se pueden contemplar como filtros de promedio móvil. En efecto, consideramos las máscaras:

$$D1 = [-1 \quad 1] \text{ y } D2 = \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \end{bmatrix}$$

En las que subrayamos el valor de la máscara que corresponde al pixel (x, y) . Así,

$$\begin{aligned} [FILTRO(f; D1)](x, y) &= [(-1) \cdot f(x - 1, y)] + [1 \cdot f(x, y)] \\ &= f(x, y) - f(x - 1, y) \\ &= [DX(f)](x, y) \end{aligned}$$

Y análogamente si tomamos la máscara D2, se obtiene DY.

Para obtener los bordes de una figura elíptica se usa conjuntamente DX y DY, de forma que el operador resultante sea independiente de la orientación (isotrópico). Se define el gradiente de una imagen digital como el vector imagen:

$$GRAD(f) = (DX(f), DY(f))$$

Y el operador gradiente viene dado por la expresión:

$$[GRAD(f)](x, y) = ([DX(f)](x, y), [DY(f)](x, y))$$

Obsérvese que el gradiente tiene una única imagen de entrada y dos imágenes de salida. Como el gradiente es un vector se le puede aplicar una norma, que nos mide la magnitud del gradiente.

Hasta ahora, hemos observado la variación sólo en un sentido, es decir, con respecto al pixel de la izquierda. Si tenemos en cuenta el pixel de la izquierda y el de la derecha obtenemos el operador diferencia simétrica en la dirección del eje X.

$$\begin{aligned}
[SIMDX(f)](x, y) &= ([DX(f)](x, y) + [DY(f)](x, y)) / 2 \\
&= [f(x + 1, y) - f(x - 1, y)] / 2
\end{aligned}$$

Y análogamente el operador diferencia simétrica en la dirección del eje Y

$$[SIMDY(f)](x, y) = [f(x, y + 1) - f(x, y - 1)] / 2$$

Obsérvese que estos operadores pueden ser vistos como filtros, considerando las máscaras:

$$S1 = \begin{bmatrix} 1/2 & 0 & -1/2 \end{bmatrix} \text{ y } S2 = \begin{bmatrix} 1/2 \\ 0 \\ -1/2 \end{bmatrix}$$

Es importante entender esta parte de la teoría que se usara más adelante en el proceso de detección de los aneurismas cerebrales, sin embargo el análisis morfológico juega un papel fundamental en distintas etapas en este sistema. Por ello una vez que hemos comprendido el funcionamiento de los filtros más elementales, se nos hará más fácil la comprensión de los operadores morfológicos.

4.2.4. Operadores morfológicos

Una vez que hemos obtenido una imagen binaria en la que los pixeles blancos corresponden a los vasos sanguíneos y el negro al fondo, mediante los operadores del análisis morfológico vamos a poder eliminar el ruido producido en la imagen y las extremidades de los vasos, que corresponden a la venas, ya que en esta área no se pueden producir aneurismas. De esta forma evitamos tiempo de procesado innecesario.

Para actuar sobre la forma de los objetos vamos a utilizar plantillas, como las utilizadas para las imágenes con diferente tono de gris. Ahora, sin embargo, la imagen es binaria por lo que debemos sustituir las operaciones aritméticas por operaciones booleanas (lógicas); la operación suma se sustituye por la operación *or* (disyunción) y la multiplicación se va a reemplazar por la operación *and* (conjunción).

$$[f \oplus h](m,n) = \begin{cases} 1 & \text{si } [f * h] \geq 1 \\ 0 & \text{si } [f * h](m,n) = 0 \end{cases}$$

Para ver cómo actúa este operador, es decir, la plantilla sobre la imagen original, supongamos que todos los elementos de la plantilla son unos; si en el entorno correspondiente de un pixel del objeto hay al menos un pixel con valor uno entonces el pixel toma el valor uno (se incorpora al objeto). Por lo tanto, el objeto original se agranda. Además, los agujeros pequeños o fisuras del objeto original se rellenan y las líneas del contorno se hacen más suaves. Por ello, el operador definido, se conoce como operador de dilatación. Este operador también viene dado como el valor máximo de los productos de cada elemento de la plantilla por el correspondiente elemento de la imagen.

Si aplicamos el operador dilatación al fondo de la imagen se erosionan los objetos de la imagen. Por ello, la erosión de los objetos de una imagen se consigue calculando el negativo de la imagen (para que el fondo sea el objeto) y dilatando el objeto (fondo).

La erosión de un objeto de la imagen se puede conseguir mediante el operador que determina el valor mínimo de los productos de cada elemento de la plantilla por su correspondiente elemento del objeto, de manera que un pixel del objeto se pierde cuando en su entorno $(2m + 1)(2m + 1)$ hay al menos un pixel del fondo, obteniéndose de esta forma un objeto erosionado. Este operador se conoce con el nombre de operador de erosión y viene determinado por la expresión:

$$[f \ominus h](m,n) = \begin{cases} 1 & \text{si } [f * h] = t \\ 0 & \text{si } [f * h](m,n) < t \end{cases}$$

Siendo t el número total de unos que tiene la plantilla utilizada. Dicho operador reduce cada objeto y elimina o filtra objetos pequeños (dependiendo del tamaño de la plantilla utilizada). La elección adecuada de la plantilla nos permite eliminar objetos con una forma determinada.

La plantilla que utilizan estos operadores se llama elemento estructurante, pues de su configuración y de su tamaño depende la forma y el grado de reducción o ampliación

que efectúa sobre el objeto de la imagen. Además, estos operadores se llaman operadores morfológicos (nombre originado de las ciencias morfológicas²⁷).

Si hemos leído con detenimiento los operadores morfológicos, nos habremos dado cuenta que aplicando el operador erosión y posteriormente el operador dilatación, podemos eliminar todos aquellos puntos blancos aislados (los de tamaño pequeño), considerados como ruido, de la angiografía en estudio. Además todas las terminaciones de los vasos sanguíneos (venas), de la misma forma quedan eliminadas. A partir de la siguiente imagen:



Figura 4.2.4.0.6. Frame de unos de los videos de una angiografía con un aneurisma "Blyster like" (Aneurisma en el recuadro)

²⁷ Parte de la biología que trata de la forma de los seres orgánicos y de las modificaciones o transformaciones que experimenta (2).

Obtenemos una imagen pre-procesada.



Figura 4.2.4.0.7. Imagen de aneurisma pre-procesada

Como se puede observar hemos obtenido una imagen sin ruido, sin embargo, existen elementos no conectados con el vaso sanguíneo principal, generados a partir del pre-procesado y por ello es de especial interés eliminarlos.

Si hemos sido lo suficiente hábiles nos habremos dado cuenta que muchos de estos elementos aislados son demasiado grandes para eliminarlos con los operadores de erosión y dilatación. Si llegásemos a eliminarlos con estos operadores, eliminaríamos con ellos ramas de los vasos sanguíneos en los que puede existir la presencia de un aneurisma cerebral.

4.3. Segmentación de la imagen

Una vez pre-procesada la imagen, pasaremos a la segmentación de la misma. Pero antes de trabajar con la imagen, realizaremos copias idénticas de la imagen pre-procesada en imágenes auxiliares, de manera de tener respaldo de la imagen original, o lo que es lo mismo haremos operaciones en las que necesitaremos la imagen original sin ser tocada.

El análisis de imágenes comprende todos los métodos y técnicas que se utilizan para extraer información de una imagen. El primer paso para ello lo constituye la segmentación de imágenes que se ocupa de descomponer una imagen en sus partes constituyentes, es decir, los objetos de interés y el fondo, basándose en ciertas características locales que nos permiten distinguir un objeto del fondo y objetos entre sí.

La mayoría de las imágenes están constituidas por regiones o zonas que tienen características homogéneas (nivel de gris, textura, momentos, etc.) Generalmente estas regiones corresponden a objetos de la imagen. La segmentación de una imagen consiste en la división o partición de la imagen en varias zonas o regiones homogéneas y disjuntas a partir de su contorno, conectividad, o en términos de un conjunto de características de los píxeles de la imagen que permiten discriminar unas regiones de otras. Los tonos de gris, la textura, los momentos, la magnitud del gradiente, la dirección de los bordes, las modas de los tonos de gris 3x3, 7x7, 15x15 etc., son características a utilizar para la segmentación. Distinguiremos entre segmentación completa, cuando las regiones disjuntas corresponden directamente a objetos de la imagen y segmentación parcial, cuando las regiones no se corresponden directamente con objetos de la imagen.

La operación de segmentación trata de distinguir si un píxel pertenece, o no, a un objeto de interés. Todavía no hay teoría unificada de la segmentación de imágenes, solamente disponemos de un conjunto de algoritmos.

Los algoritmos de segmentación de imágenes monocromáticas se basan en alguna de las propiedades siguientes:

- Discontinuidad en los tonos de gris de los píxeles de un entorno, que permite detectar puntos aislados, líneas y aristas (bordes).

- Similaridad en los tonos de gris de los pixeles de un entorno, que permite construir regiones por división y fusión, por crecimiento o umbralización.
- Conectividad de los pixeles desempeña un papel importante en la segmentación de imágenes. Se dice que una región D es conexa o conectada si para cada par de pixeles de la región existe un camino formado por pixeles D que los conecta. Un camino de pixeles es una secuencia de pixeles adyacentes (que pertenece a su entorno inmediato).

Por ello a pesar de existir un pre-procesado de la imagen, se tienen que seguir eliminando objetos aislados resultantes de la eliminación de las extremidades de los vasos sanguíneos (venas). Lo primero que haremos, antes de realizar la copia mencionada en un principio, será eliminar estos objetos aislados.

4.3.1. Detección de puntos

Un punto aislado de una imagen tiene un tono de gris que difiere significativamente de los tonos de gris de sus pixeles vecinos, es decir, de los ocho pixeles de su entorno 3×3 . Una máscara para detectar un punto aislado es el siguiente:

$$\begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$$

Aplicando esta máscara al pixel (x, y) obtenemos:

$$\begin{aligned} g(x, y) = & -f(x-1, y+1) - f(x-1, y) - f(x-1, y-1) - f(x, y-1) \\ & + 8f(x, y) - f(x, y+1) - f(x+1, y-1) + f(x+1, y) - f(x \\ & + 1, y+1) \end{aligned}$$

Diremos que el pixel (x, y) es un punto aislado si

$$|g(x, y)| > T$$

Donde T es el valor umbral fijado por el decisor. Dicho valor depende de la aplicación que estemos realizando.

Sin embargo, esta máscara puede detectar, como puntos aislados, pixeles que forman parte de un borde. Por ello, es más conveniente utilizar el filtro no lineal siguiente:

$$R(x, y) = \min_{\substack{(r,s) \in N_8(x,y) \\ (r,s) \neq (x,y)}} |f(r, s) - f(x, y)|$$

Diremos que el pixel (x, y) es un punto aislado si

$$|R(x, y)| > T$$

Sin embargo los pixeles aislados en la imagen, considerados como ruido, fueron eliminados con el operador erosión. Ahora nos interesa eliminar un conjunto de pixeles conexos aislados del resto del tronco principal de los vasos sanguíneos.

Como primera opción, pensamos en utilizar un operador que utiliza un elemento estructurante denominado operador de acierto y fallo. Este nos da una configuración particular de los pixeles del entorno de cada pixel de manera de que cada pixel de la región es eliminado si su entorno no está completamente emparejado con el elemento estructurante. Por ejemplo, un elemento estructurante puede ser:

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ & 1 & \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

Un pixel de la imagen es eliminado si el tono de gris de los pixeles del entorno establecido por el elemento estructurante no coinciden con los 7 valores de dicho elemento. Para que un pixel permanezca, los ceros de su entorno tienen que coincidir con los ceros del elemento estructurante y los uno con los unos. A este operador se le conoce con el nombre de operador hit and miss.

Dicho operador permite identificar objetos de una forma dada. Por ejemplo, si deseamos identificar en una imagen binaria un objeto que está separado de los demás, basta con aplicar el operador de acierto y fallo con el siguiente estructurante:

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Que identifica un objeto en forma de L.

El operador acierto y fallo también se puede expresar en términos de los operadores de erosión y dilatación. Para ello utilizamos dos elementos estructurante disjuntos, g_1 y g_2 . El primero se utiliza con el operador erosión para determinar los pixeles cuyo entorno coincide, en los valores uno, con el elemento estructurante g_1 . El segundo se utiliza con el operador erosión aplicado al negativo de la imagen f para identificar los pixeles cuyo entorno en $\bar{f}$ coincide, en los valores uno (cero de f), con el elemento estructurante g_2 . Por lo tanto

$$f \otimes g = (f \ominus g_1) \cap (\bar{f} \ominus g_2) = (f \ominus g_1) \cap \overline{(f \oplus g_2)}$$

En el ejemplo anterior, utilizaríamos los dos elementos estructurantes siguientes:

$$g_1 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad g_2 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

La letra L se identifica teniendo en cuenta que los pixeles que la definen valen 1 o los pixeles que la rodean 0.

Sin embargo si observamos este operador nos daremos cuenta que tenemos que saber la forma del objeto. Esto es un problema ya que no conocemos la morfología de los objetos aislados. Por lo que se descarta esta primera opción.

Ahora nos interesa conseguir un operador igual de potente y eficiente pero sin depender de la morfología. Por ello nos hemos definido nuestro operador $f^*(m,n)$ o su equivalente en el código implementado *RemoveSlag(f)*.

Este operador cuando se encuentra un objeto, verifica si está conexo con otra región de la imagen. Si el objeto está conectado se deja intacto, y en caso contrario, es eliminado.

El operador queda definido de la siguiente forma:

$$f^*(m, n) = \begin{cases} 1 & \text{si } f(m, n) \cdot [f \otimes h(m, n)] > 0 \\ 0 & \text{si } = 0 \end{cases}$$

donde

$$f \otimes h(m, n) = \sum_{r, s \in N} h(r, s) \cdot f(m + r, n + s)$$

Siendo N los pixeles en el entorno de la plantilla.

Con esto hemos obtenido una imagen con solo la región necesaria para el estudio y el diagnostico de los aneurismas cerebrales.

Realizamos las copias de la imagen mencionadas en un principio y con una de las imágenes auxiliares realizaremos la detección de bordes para obtener una imagen de bordes.

4.3.2. Detección de bordes

Un borde o arista es la frontera entre dos regiones cuyos tonos de gris difieren significativamente o tienen propiedades diferentes como ocurre en el caso de texturas. Si queremos detectar los bordes tenemos que poner énfasis en los cambios bruscos de los niveles de gris de pixeles vecinos y suprimir aquellas áreas con valores de gris constantes. Los operadores derivada serán útiles para realizar dichas tareas.

Las técnicas de segmentación basadas en los bordes son adecuadas cuando las regiones son suficientemente homogéneas de manera que la transición entre regiones se pueda realizar en base a los tonos de gris. En caso contrario es más adecuado utilizar las técnicas de segmentación basada en regiones.

Un borde local (eje o arista local), es un pixel cuyo nivel de gris difiere significativamente del nivel de gris de algunos pixeles de su entorno. Es decir, hay diferencia de contraste local. Ello se debe esencialmente a dos situaciones:

- El pixel forma parte del borde entre dos regiones diferentes de la imagen (cada región tiene cierta homogeneidad en sus niveles de gris, con respecto a algún criterio de homogeneidad).
- El pixel forma parte de un arco fino sobre un fondo de diferente nivel de gris.

Para detectar los bordes comenzaremos detectando los bordes locales. Los bordes locales se detectan midiendo la tasa de cambio de los tonos de gris de su entorno. Vamos a utilizar, para ello, el operador gradiente (como operador de primer orden) o el operador Laplaciano (como operador de segundo orden).

El operador diferencia en la dirección del eje de abscisas viene dado por la expresión:

$${}^+D_x(m, n) = f(m + 1, n) - f(m, n) \text{ (diferencia adelantada)}$$

Que corresponde a la máscara $M_{1 \times 2} = [-1 \quad 1]$, es decir,

$${}^+D_x(m, n) = f(m, n) * M_{1 \times 2}$$

También se puede definir como:

$${}^-D_x(m, n) = f(m - 1, n) - f(m, n) \text{ (diferencia atrasada)}$$

Que corresponde con la máscara $M_{1 \times 2} = [-1 \quad 1]$

La imagen ${}^+D_x(m, n)$ o ${}^-D_x(m, n)$ detecta los bordes verticales de la imagen, pues destaca aquellos pixeles cuyo nivel de gris difiere sustancialmente de sus correspondientes pixeles de la izquierda.

Análogamente, se definen los dos operadores derivada en la dirección del eje de ordenadas, como:

$${}^+D_y(m, n) = f(m, n + 1) - f(m, n)$$

$${}^-D_y(m, n) = f(m, n) - f(m, n - 1)$$

La imagen ${}^+D_y(m, n)$ o ${}^-D_y(m, n)$ detecta los bordes horizontales.

Sin embargo, buscamos operadores que detecten los bordes sea cual sea su dirección, es decir, un detector de borde isotrópico. Para ello, vamos a utilizar el operador gradiente:

$${}^+D(m, n) = \begin{bmatrix} {}^+D_x(m, n) \\ {}^+D_y(m, n) \end{bmatrix}$$

La magnitud de un vector (gradiente) es invariante frente a rotaciones del sistema de coordenadas. La magnitud del vector gradiente es:

$$|{}^+D(m, n)| = \sqrt{{}^+D_x^2(m, n) + {}^+D_y^2(m, n)}$$

Este operador no es lineal y requiere más tiempo de cómputo. Por ello, también se suele utilizar el operador:

$$|{}^+D(m, n)| = |{}^+D_x(m, n)| + |{}^+D_y(m, n)|$$

Pero este operador no isotrópico y es más sensible a los bordes diagonales que a los bordes verticales u horizontales.

Los métodos basados en el gradiente son más adecuados cuando la transición en los niveles de gris de los pixeles del entorno es brusca, similar a una función escalón (paso). Sin embargo, estos operadores son pocos sensibles a los cambios graduales en los niveles de gris, que corresponden a funciones tipo rampa. En estos casos es más adecuado aplicar operadores basados en las derivadas de segundo orden, como, por ejemplo, el operador Laplaciano, definido a partir de la laplaciana de la función:

$$\nabla^2 f(x, y) = \frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial y^2}$$

En nuestro caso, donde las imágenes digitales (discretas), este operador se obtiene aplicando consecutivamente los operadores gradiente en cada dirección, es decir:

$$\begin{aligned} \nabla^2 f(x, y) &= {}^+D_x[{}^-D_x(f(m, n))] + {}^+D_y[{}^-D_y(f(m, n))] \\ &= {}^+D_x[f(m, n) - f(m - 1, n)] + {}^+D_y[f(m, n) - f(m, n - 1)] \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= [f(m+1, n) - f(m, n) - (f(m, n) - f(m-1, n))] + [f(m, n+1) - f(m, n) \\
&\quad - (f(m, n) - f(m, n-1))] \\
&= f(m+1, n) + f(m, n+1) + f(m-1, n) + f(m, n-1) - 4f(m, n)
\end{aligned}$$

Que se puede escribir como la convolución de f con la plantilla:

$$M = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

Es decir, $\nabla^2 f = f * M$, aunque se suele utilizar $-\nabla^2 f$ en lugar de $\nabla^2 f$, y por tanto, $-M$ en lugar de M . Obsérvese que ${}^+D_x[{}^-D_x(f(m, n))]$ es la convolución de f con la plantilla

$$\begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 \end{bmatrix}$$

Y que ${}^+D_y[{}^-D_y(f(m, n))]$ es la convolución de f con la plantilla

$$\begin{bmatrix} 1 \\ -2 \\ 1 \end{bmatrix}$$

Es decir,

$$M = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 1 & -2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & -2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

Que nos dice que la imagen final es la suma de una imagen de bordes verticales con una imagen de bordes horizontales.

Por otra parte, como:

$$f(m+1, n) + f(m, n+1) + f(m-1, n) + f(m, n-1) - 4f(m, n)$$

También se puede poner de la forma

$$\begin{aligned}
&= [f(m+1, n) - f(m, n)] + [f(m, n+1) - f(m, n)] + [f(m-1, n) - f(m, n)] \\
&\quad + [f(m, n-1) - f(m, n)]
\end{aligned}$$

Se puede interpretar como un filtro de primer orden que viene dado por la suma de las diferencias del tono de gris del pixel en cuestión con los cuatro pixeles de su entorno N_5 . Asimismo, como

$$-\frac{1}{4}\nabla^2 f(x,y) = f(m,n) - \frac{1}{4} [f(m+1,n) + f(m,n+1) + f(m-1,n) + f(m,n-1)]$$

Resulta que el filtro laplaciano viene a ser el complementario del filtro de paso baja cuya plantilla es

$$\frac{1}{4} \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

Es decir, si le restamos a la imagen original la imagen borrosa obtenida mediante dicho filtro de paso baja se obtiene la imagen de bordes producida por el filtro laplaciano.

Análogamente, como

$$-\frac{1}{5}\nabla^2 f(x,y) = f(m,n) - \frac{1}{5} [f(m+1,n) + f(m,n+1) + f(m-1,n) + f(m,n-1)]$$

Se tiene la siguiente relación entre plantillas:

$$\frac{1}{5} \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} - \frac{1}{5} \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

Por lo tanto, el filtro laplaciano se puede interpretar también como el complementario del filtro de paso baja cuya plantilla es

$$\frac{1}{5} \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

El filtro de Laplace no es isotrópico (es isotrópico solo para pequeñas frecuencias) como se desprende de su función de transferencia (transformada de Fourier).

$$H(\omega_1, \omega_2) = e^{i\omega_1} + e^{-i\omega_1} - 4 + e^{i\omega_2} + e^{-i\omega_2} = 2 \cos \omega_1 + 2 \cos \omega_2 - 4$$

Cuya representación (curvas de nivel) se muestra en:

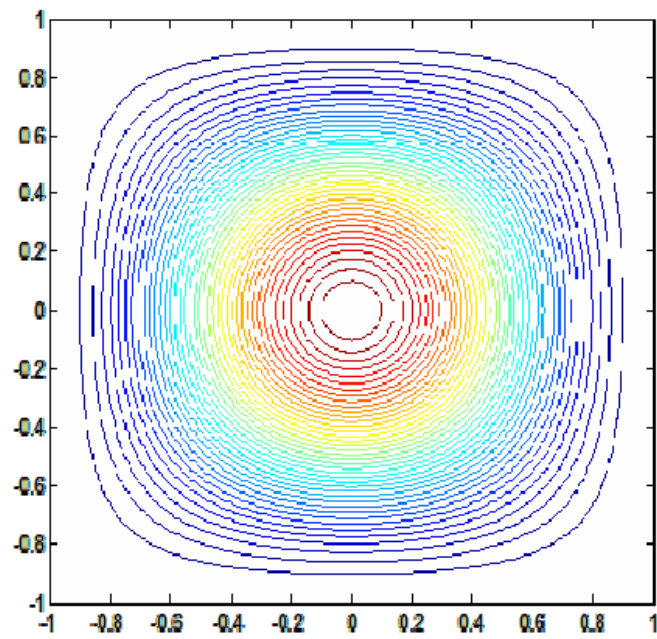


Figura 4.3.2.0.8. Curvas de nivel de la función de transferencia laplaciana.

La plantilla laplaciana no se aplica directamente, pues al ser una diferencia de diferencias es muy sensible al ruido y, además, suele producir bordes desdoblados como puede verse en la siguiente imagen ejemplo:

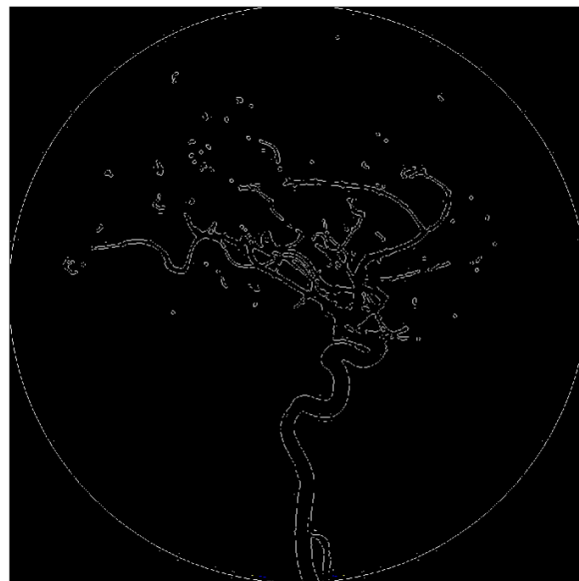


Figura 4.3.2.0.9. Filtro laplaciano aplicado a una imagen de aneurismas.

El desdoblamiento de borde se puede evitar si no aplicamos el operador umbral directamente sobre la imagen de bordes. La derivada segunda de una función rampa suavizada, que puede representar el borde de un objeto, es una función con un máximo y un mínimo en lugar de una función con un máximo, como ocurre con la derivada primera. Por ello, para determinar los bordes debemos de encontrar los puntos de cruce con el origen en la imagen filtrada (puntos de cambios de signo). Es decir, las transiciones de valores positivos a negativos y viceversa.

Asimismo, para reducir su sensibilidad al ruido es conveniente filtrar previamente la imagen con un filtro de paso baja, como puede ser el filtro Gaussiano:

$$h(x, y) = e^{-\frac{(x^2 + y^2)}{2\sigma^2}}$$

Mediante el parámetro $\sigma > 0$ se controla el grado de suavización (borrosidad) deseado, y a continuación se le aplica el filtro de Laplace. El grado de suavización es proporcional a σ , conforme mayor es σ mayor borrosidad presentará la imagen filtrada. Obsérvese que aplicar el filtro de Laplace a la imagen suavizada

$$f^*(x, y) = \sum_r \sum_s f(r, s) h(x - r, y - s)$$

Es equivalente a aplicar a la imagen $f(x, y)$ directamente el filtro

$$\nabla^2 h(x, y) = \left(\frac{x^2 + y^2 - \sigma^2}{\sigma^4} \right) e^{-\frac{(x^2 + y^2)}{2\sigma^2}}$$

Pues

$$\nabla^2 f^*(x, y) = \sum_r \sum_s f(r, s) \nabla^2 h(x - r, y - s)$$

Este filtro se conoce con el nombre de Laplaciano de la Gaussiana, y se suele representar por LoG. Las respuestas obtenidas con este filtro son positivas, negativas o nulas. La posición de los bordes locales viene determinada por los píxeles cuya respuesta cruza el cero.

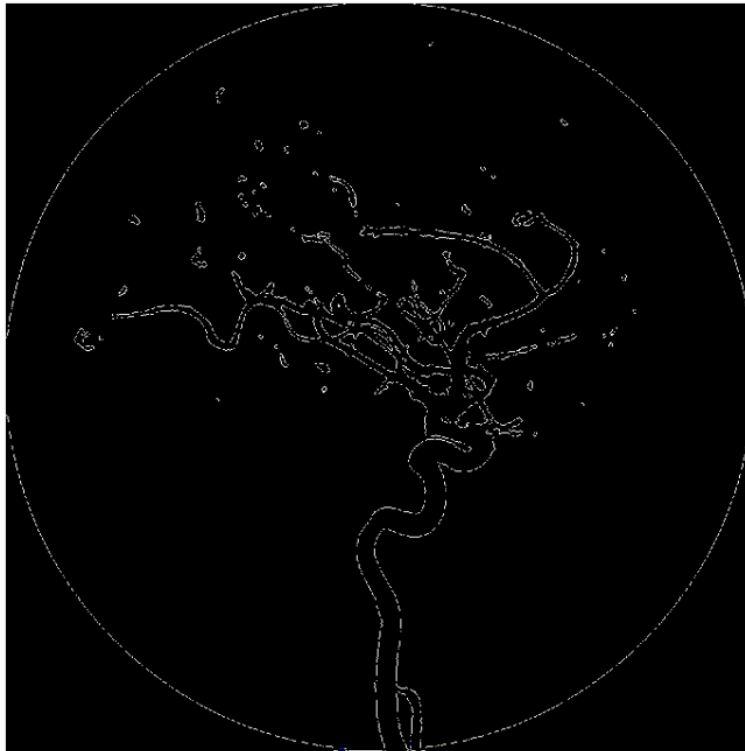


Figura 4.3.2.0.10. Filtro laplaciano de la Gaussiana aplicado a una imagen de aneurismas.

Otra forma de ver los bordes utilizando el filtro Laplaciano consiste en representar en negro los valores negativos de la imagen filtrada y en blanco los valores positivos. Así se obtiene una imagen binaria cuyos contornos vendrán dados aproximadamente por los puntos de la imagen que cruzan el cero (cambio de signo), es decir, los bordes de la imagen original.

Una aproximación al filtro anterior es el filtro DoG (diferencia de gaussianas). Viene dado por la expresión:

$$h(x, y) = e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma_1^2}} - e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma_2^2}}$$

siendo $\sigma_1 < \sigma_2$. Dicho filtro es de paso de banda.

4.3.2.1. Filtro de Canny

Una vez que hemos comprendido los filtros anteriores ya podemos entender el algoritmo de Canny. Este fue el filtro elegido para la detección de bordes en el sistema, por ser el más completo y para nuestro caso el que tenía mayor exactitud a la hora de obtenerlos.

John F. Canny en 1986 propuso una metodología más complicada para la detección de bordes basada en tres criterios:

- El criterio de detección expresa el hecho de evitar la eliminación de bordes importantes y no suministrar bordes espurios.
- El criterio de localización establece que la distancia entre la posición real y la localizada del borde se debe minimizar.
- El criterio de una respuesta que integre las respuestas múltiples correspondientes a un único borde.

El algoritmo de Canny sigue las siguientes etapas:

1. Se suaviza la imagen $f(x, y)$ con un filtro gaussiano $G(x, y)$, con parámetro de escala σ

$$G(x, y) = e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}}$$

2. Para cada pixel de la imagen se estiman las magnitudes del gradiente

$$g(m, n) = \sqrt{D_x^2(m, n) + D_y^2(m, n)}$$

y las direcciones de los bordes locales

$$\alpha(m, n) = \tan^{-1} \left(\frac{D_x(m, n)}{D_y(m, n)} \right)$$

3. Se determinan los máximos locales (crestas) de las magnitudes del gradiente.

Cuando los bordes son del tipo escalón, o rampa, la convolución con una gaussiana presenta los bordes de forma suavizada, y el borde local corresponde al punto de máxima pendiente, es decir, al valor máximo de su derivada. Por lo tanto, la ecuación anterior nos determina dicho máximo.

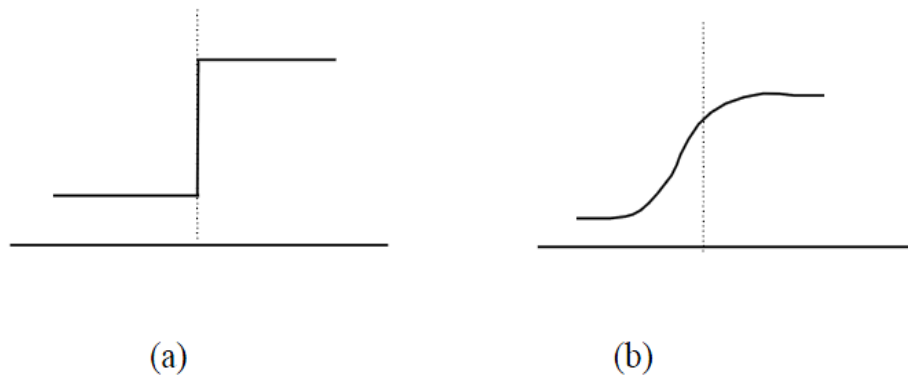


Figura 4.3.2.1.0.11. a) Borde del tipo escalón. b) Borde suavizado por convolución con la gaussiana.

4. Supresión no maximal: Se eliminan los bordes espurios mediante el operador umbral con histéresis. Es decir, se seleccionan dos valores umbrales, uno superior y otro inferior. Los pixeles cuyo valor de la magnitud del gradiente está por encima del umbral superior se consideran como partes bordes y se les llama bordes fuertes, mientras que los que tienen una respuesta por debajo del umbral inferior no se consideran bordes. Los que están entre ambos valores se les llama bordes débiles.
5. Enlace de bordes: El algoritmo incorpora como bordes aquellos bordes débiles que están conectados a bordes fuertes, es decir, que están dentro de un entorno 3x3.

Se repiten los pasos anteriores para valores ascendentes del parámetro de escala σ .

6. Utilizando la información disponible acerca de los bordes para diferentes escalas se aplica síntesis de características propuesta por Canny. Consiste en marcar

primero todos los bordes detectados con el valor más pequeño del parámetro de escala y a partir de ellos se predicen los bordes que se detectarían con un operador para un valor grande de σ (bordes sintetizados). Entonces la respuesta sintetizada de bordes se compara con la respuesta de ella para σ grande. Se marca un borde adicional sólo si su respuesta es más fuerte que la predicha.

De esta forma obtenemos una imagen de bordes, tras aplicar el algoritmo de Canny.

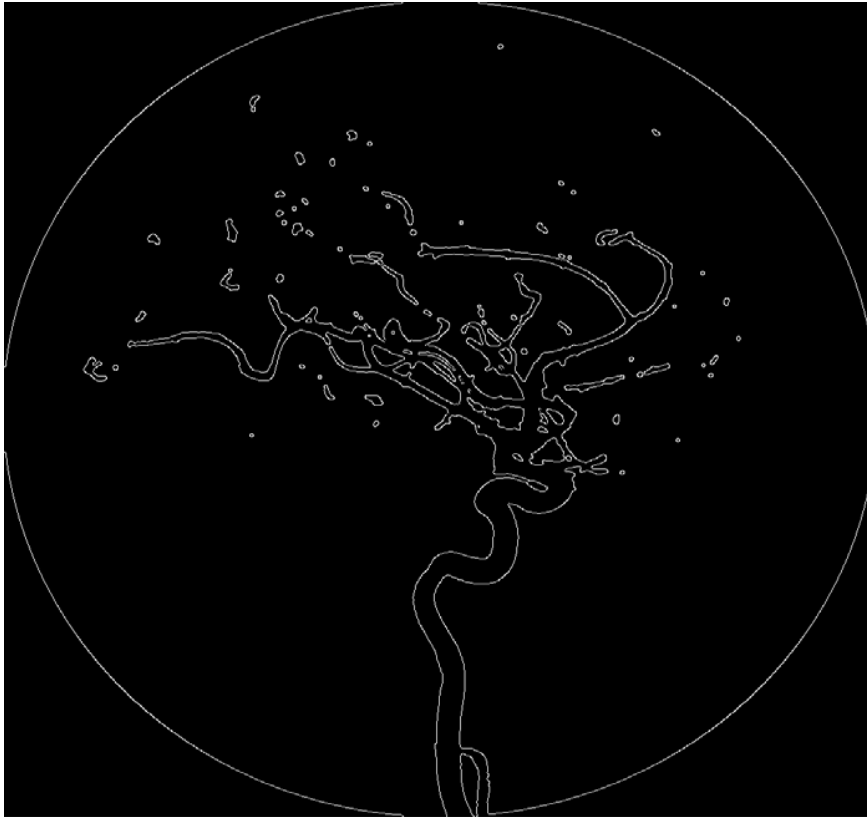


Figura 4.3.2.1.0.12. Imagen de aneurisma tras aplicar algoritmo de Canny.

Esta imagen nos servirá en un futuro para encontrar las delimitaciones de la imagen real, y poder ubicar, así, el aneurisma cerebral.

Conseguido esto, lo próximo que nos interesa es obtener una imagen donde no haya ningún aneurisma. Los aneurismas podemos describirlos visualmente, como salientes de los vasos sanguíneos.

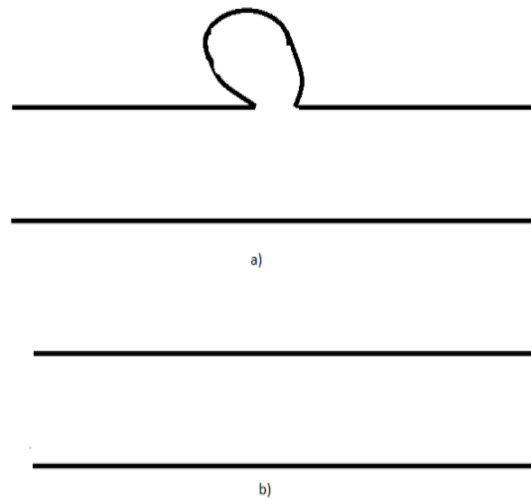


Figura 4.3.2.1.0.13. a) Prototipo de vaso con un aneurisma. b) Objetivo a conseguir (Vaso sin aneurisma).

Por esta razón la técnica que utilizaremos para la eliminación de los mismos, está basada en las mismas operaciones de dilatación y erosión explicadas en un principio.

4.3.2. Análisis morfológico de imágenes

Ahora definiremos dos nuevos operadores a partir de los operadores dilatación y erosión que son de gran interés en el análisis de la imagen binaria. Ahora pretendemos filtrar aquellos objetos pequeños de la imagen pero sin reducir el tamaño de los restantes. Hemos visto que el operador erosión permite filtrar aquellos objetos pequeños pero reduciendo al mismo tiempo el tamaño de los restantes objetos de la imagen. Para evitar esto, basta con dilata la imagen resultante. Así, obtenemos un nuevo operador, o que combina las operaciones de erosión y dilatación, llamado el operador abertura, que viene dado por la expresión:

$$f \circ g = (f \ominus g) \oplus g$$

Cuando se pretende rellenar los pequeños huecos o grietas en los objetos de la imagen podemos utilizar el operador de dilatación, pero éste agranda también dichos objetos por

lo que a continuación se deberá aplicar el operador erosión. Se obtiene así un nuevo operador que combina los operadores de dilatación y erosión y que se llama operador de cierre, que viene dado por la expresión:

$$f \blacksquare g = (f \oplus g) \ominus g$$

Se puede establecer la siguiente relación entre los cuatro operadores morfológicos definidos según el tamaño de la imagen que obtienen:

$$f \ominus g \subseteq f \circ g \subseteq f \subseteq f \blacksquare g \subseteq f \oplus g$$

Los conceptos de dilatación y erosión se pueden extender para imágenes en tonos de gris. Así, se define el operador dilatación basado en la plantilla g , llamado elemento estructurante, como

$$(f \oplus g)(m, n) = \max\{f(m - i, n - j) + g(i, j) | (i, j) \in D_g\}$$

Donde D_g es el dominio (entorno) de g . Se supone que la imagen vale $-\infty$ fuera de su dominio. Obsérvese que esta ecuación establece un proceso similar a la convolución espacial sustituyendo cada pixel por el valor máximo de la suma de los tonos de gris de los pixeles del entorno con los correspondientes valores de la plantilla. El dominio D_g especifica los pixeles del entorno (m, n) a los que les suma el valor correspondiente del elemento estructurante y sobre los que se calcula su valor máximo. Un ejemplo de dominio de g puede ser:

$$D_g = \{(i, j) : i = -r, \dots, -1, 0, 1, \dots, r; j = -s, \dots, -1, 0, 1, \dots, s\}$$

En la práctica se utilizan elementos estructurantes planos, es decir, con todos sus elementos iguales a cero, $g(i, j) = 0, \forall (i, j) \in D_g$ en cuyo caso el operador se reduce al operador máximo local que consiste en tomar como valor del pixel el máximo de los pixeles del entorno por g .

Asimismo, se define el operador basado en la plantilla g como:

$$(f \ominus g)(m, n) = \min\{f(m + i, n + j) - g(i, j) | (i, j) \in D_g\}$$

De manera análoga al caso binario, se definen el operador abertura de f en términos de los operadores de dilatación y erosión

$$f \circ g = (f \ominus g) \bigoplus g$$

Supongamos que la imagen se interpreta como una representación 3D en la que la tercera dimensión viene dada por los tonos de gris y las dos primeras por las posiciones de los píxeles sobre el plano de coordenadas. La acción del operador de abertura de f por g se puede interpretar geométricamente de la siguiente manera: aplasta un poco los pequeños picos más puntiagudos de la superficie de la imagen conforme la plantilla se traslada por todo el dominio de la misma. Por ello, permite suprimir pequeños detalles de brillo (que corresponden a zonas de tamaño inferior a la plantilla) dejando relativamente inalterados los demás tonos de gris y las zonas luminosas más grandes. Es decir, suaviza aquellas zonas pequeñas más luminosas. Análogamente, se define el operador cierre en términos de dilatación y erosión como:

$$f \blacksquare g = (f \bigoplus g) \ominus g$$

Dicho operador suprime los detalles oscuros que son más pequeños que la plantilla utilizada. Por lo tanto, los operadores de cierre y abertura se suelen utilizar conjuntamente para suavizar y eliminarle ruido, aplicando primero, por ejemplo, la abertura y después el cierre. También se suele utilizar un filtrado secuencial alternante, es decir, combinar sucesivamente dichos operadores cambiando de elemento estructurante.

Otro operador importante es la transformación top-hat de Meyer que viene dada por la expresión:

$$TopHat(f) = f - f \circ g$$

Dicho operador permite aislar objetos convexos luminosos (frente a un fondo más oscuro) del tamaño inferior a la plantilla utilizada. Es conveniente que la plantilla tenga forma convexa.

Con ello obtenemos una imagen donde se encuentran los posibles aneurismas (que vienen dado por ser objetos con forma convexa) y estudiarlos posteriormente.

Asimismo, para información existe la transformación bottom-hat, que se define como el cierre menos la imagen

$$BottomHat(f) = (f \blacksquare g) - f$$

Aunque este último no lo vamos a usar en el sistema, permite aislar objetos convexos (con respecto al fondo más luminoso) del tamaño inferior a la plantilla.

Como dijimos en un principio nos interesa obtener una imagen de los vasos sanguíneos sin los posibles aneurismas cerebrales presentes. Para ello, restamos a la imagen original, la imagen obtenida tras aplicarle el operador $TopHat(f)$.

$$f = f - TopHat(f)$$

Llegados a este punto, conviene hacer un repaso de lo que tenemos hasta el momento, donde denominaremos a la imagen original como $f(x, y)$ y las imágenes auxiliares como $f_{ai}, i \in \mathbb{N}$. Los pasos cubiertos son:

- Separamos $f(x, y)$ en sus tres canales.
- Nos quedamos con uno de los canales (ya que estamos trabajando con una imagen monocromática) y lo copiamos en f_{a0} .
- Eliminamos todo el ruido y las extremidades de las ramificaciones de los vasos sanguíneos de la imagen aplicando $f_{a0} \circ g$.
- Eliminamos los objetos aislados con el operador definido por nosotros con $RemoveSlag(f_{a0})$
- Hacemos una copia de esta imagen en imágenes auxiliares $\{f_{a1} = f_{a0}, f_{a2} = f_{a0}, f_{a3} = f_{a0}\}$.
- En f_{a1} aplicamos el algoritmo de Canny para obtener una imagen de bordes.
- Ahora $f_{a2} = TopHat(f_{a2})$
- Finalmente obtenemos una imagen de los vasos sin la presencia de los supuestos aneurismas cerebrales, $f_{a3} = f_{a0} - f_{a2}$.

En este punto, pareciese que tenemos todo el trabajo hecho, sin embargo, nos daremos cuenta que en la imagen con los candidatos a supuestos aneurismas, también encontraremos salientes que son curvaturas de la arteria o incluso habremos eliminado cruces entre las arterias. Por ello queda ahora distinguir, cuales son los posibles aneurismas y las posibles áreas de riesgo que el médico debe observar para su diagnostico.

4.4. Detección de posibles aneurismas en la imagen a partir de descriptores de formas y otras características para su identificación

Analizaremos distintas ROI en la imagen para poder identificar el o los aneurismas cerebrales en cuestión. La mayoría de los aneurismas cerebrales pequeños tienden a ser saculares y por tanto tener una forma circular u ovalada. Por ello como primera opción planteada, decidimos buscar aquellos objetos con una determinada forma en la imagen. Sin embargo, no se encontró ningún descriptor de forma definido (como el círculo, ovalo etc.) para poder aplicar técnicas como la transformada de Hough. Por ello, ideamos un nuevo algoritmo para la detección de las regiones candidatas con posibilidad de tener al menos un aneurisma cerebral.

4.4.1. Métodos de segmentación basados en la ubicación y concentración de pixeles

En vista de que no se consigue una técnica para la detección de los aneurismas que no estuviese basada en su morfología, y que fuese lo suficientemente rápida, como para que no ocupe mucho tiempo de computación para el sistema, hemos desarrollado una técnica que se basa en la detección de formas, por la ubicación en la imagen y la concentración de pixeles de la misma.

Los aneurismas cerebrales pequeños, en su mayoría se ubican en la zona de emergencia de ramas de los vasos principales, cuando discurren por el espacio cisternal, en sitios fuera de las ramificaciones o en la arteria carótida supraclinoidea interna, por ello, podemos limitarnos a descartar aquellos objetos que no se encuentren en esta área y que se encuentren aislados. Por esta razón, nuestro operador $RemoveSlag(f)$ vuelve a tomar protagonismo para obtener todos aquellos objetos que no se encuentren aislados.

Por otro lado, los aneurismas pequeños tienen un tamaño menor a 6mm, y lo suficientemente grandes como para no confundirlos con otras arterias pequeñas, obteniendo así otro patrón para su diagnóstico.

Si obtenemos todas las regiones de pixeles de posibles candidatos a aneurismas en la imagen.



Figura 4.4.1.0.14 Imagen tras aplicar el operador TopHat con posibles candidatos a aneurismas cerebrales

Aplicamos a cada grupo de pixeles los patrones de ubicación y tamaño, con respecto a la imagen sin aneurismas, y verificamos que cumplan con los criterios mencionados anteriormente, podemos presentar algunas de las regiones como posibles candidatas a

contener un aneurisma cerebral pequeño. En caso contrario se descartaría esa región y se eliminaría de posible candidata.



Figura 4.4.1.0.15. Imagen de vasos sanguíneos sin la presencia de aneurismas cerebrales tras aplicar la resta de la imagen original menos la imagen anterior.

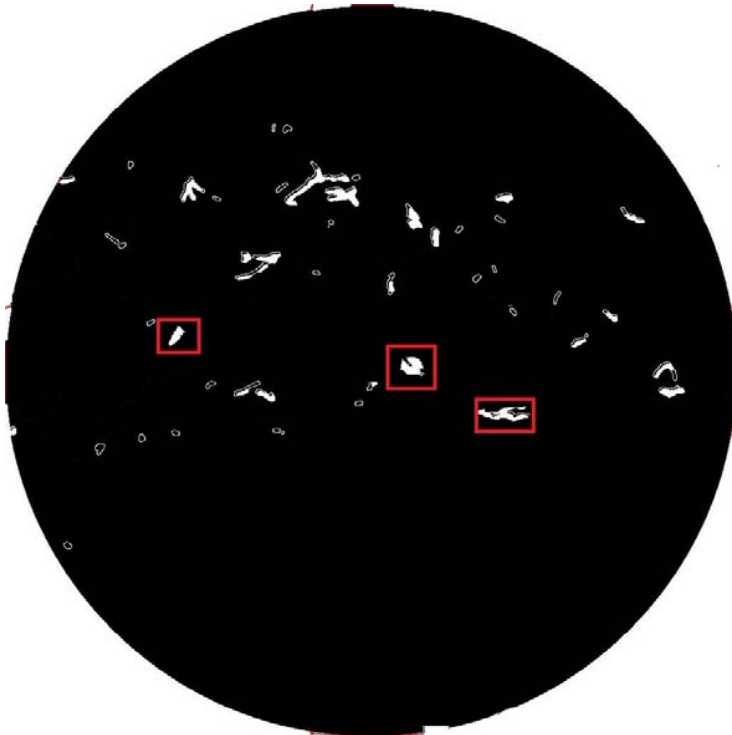


Figura 4.4.1.0.16. Imagen de regiones seleccionadas tras aplicar los criterios de tamaño y ubicación.

De esta forma obtenemos todas las regiones candidatas con posibilidad de contener un aneurisma cerebral pequeño.

Finalmente, sumamos la imagen de bordes, la imagen de los vasos sanguíneos sin aneurismas cerebrales y la imagen con las regiones candidatas enmarcadas a posibilidad de tener al menos un aneurisma cerebral, y obtenemos la imagen resultado.

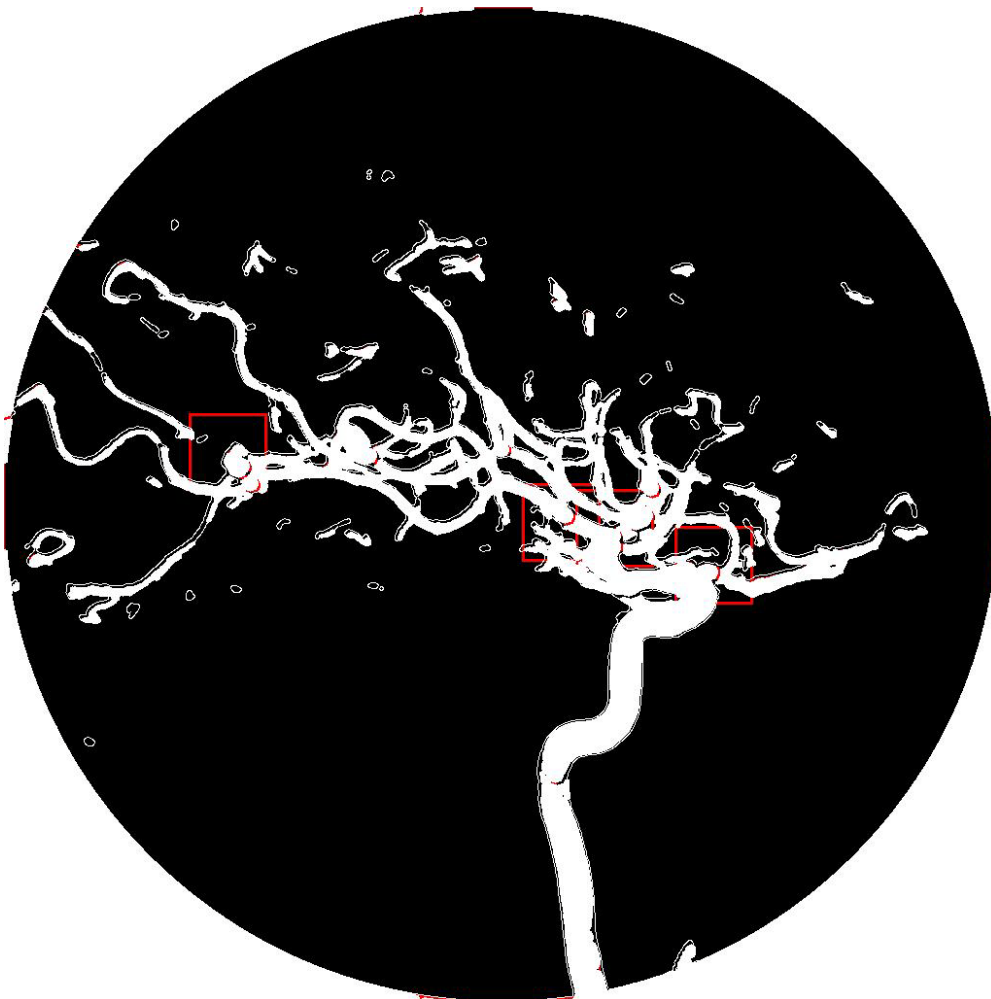


Figura 4.4.1.0.17. Imagen resultado de los vasos sanguíneos tras ser analizada por el sistema.



Figura 4.4.1.0.18. Imagen original de los vasos sanguíneos previo análisis del sistema.

Capítulo V

Conclusiones

Concluiremos la memoria con este último capítulo, donde se reflejarán los siguientes puntos:

- Los resultados obtenidos tras probar el sistema en el Hospital Carlos Haya de Málaga gracias a la ayuda de Médicos especialistas en radiología intervencionista, el Dr. Romance y la Dra. Teresa.
- Propondremos una serie de ampliaciones que servirán de ayuda para las siguientes versiones que se deseen implementar.
- Comparativo con otros sistemas que existen en el mercado.
- Alcance del sistema.

5.1. Resultados obtenidos

Este sistema fue probado en una población de 33 individuos. Cada individuo posee una media de 22 videos y cada uno de ellos consta de 25 imágenes. Esto nos indica que existe una media de 550 imágenes por paciente. Sin embargo la mayoría de estos estudios constan de un diagnostico y la intervención. Para este estudio, nos hemos enfocado solamente en la fase de diagnostico, que es cuando no se conoce si el paciente posee un aneurisma cerebral. Esto reduce el número de videos a alrededor de unos 10 por paciente, es decir, unas 250 imágenes a estudiar.

Todos ellos poseían un aneurisma cerebral, sin embargo no todos ellos poseían un aneurisma cerebral pequeño. Como se ha mencionado anteriormente el objetivo de este sistema era la detección de zonas o regiones donde haya uno o varios aneurismas cerebrales pequeños.

Para poder verificar la veracidad del sistema calculamos la sensibilidad y la especificidad a nivel de imágenes.

La sensibilidad es la probabilidad de clasificar correctamente a un paciente que posee un aneurisma cerebral pequeño. La sensibilidad se puede calcular a partir de la siguiente relación:

$$\text{Sensibilidad} = \frac{VP}{VP + FN}$$

Donde VP es el número de verdaderos positivos, y FN es el número de falsos negativos.

La especificidad es la probabilidad de que un sujeto que haya sido clasificado como poseedor de un aneurisma cerebral pequeño, no lo tenga. Se puede calcular a partir de la siguiente relación:

$$\text{Especificidad} = \frac{VN}{VN + FP}$$

Donde VN es el número de verdaderos negativos y FP es el número de falsos positivos.

Al realizar el estudio nos dimos cuenta de que el sistema es muy sensible, pero muy poco específico. Esto se obtuvo calculando los VP, VN, FP y FN a nivel de video.

Paciente 557	VP	VN	FP	FN
01	0	21	2	0
02	1	6	0	6
03	6	87	90	28
04	0	14	3	0
05	0	8	2	0
06	0	5	3	0
07	0	10	0	0
08	0	8	2	0
09	0	8	2	0
10	0	6	3	0

11	0	11	0	5
12	0	17	0	0
13	0	20	5	0
14	0	16	12	0
15	0	14	2	0
16	0	14	2	0
17	0	9	2	0
18	0	18	4	0
19	6	14	0	1
20	98	0	106	12
21	0	19	0	0
22	0	19	0	0

Tabla 2 Ejemplo de cálculo de la sensibilidad y especificidad del programa para un paciente.

Donde por ejemplo, el video 20 del paciente 557 tiene:

- 98 imágenes donde se diagnosticó una zona con al menos un aneurisma.
- 0 imágenes donde se marcaba como imagen sin aneurismas.
- 106 imágenes donde se proponía una posible zona de aneurisma cerebral, en un lugar donde no existía.
- 12 imágenes donde no se diagnosticó ninguna zona con aneurisma, sin embargo, si existía.

Obteniendo así, los siguientes resultados entre todas las imágenes de todos los pacientes:

$$Sensibilidad = \frac{VP}{VP + FN} = 0.7096$$

$$Especificidad = \frac{VN}{VN + FP} = 0.5178$$

Esto se debe a que el sistema propone en la mayoría de las imágenes zonas como los cruces entre las arterias, que pueden ser propensas a poseer un aneurisma cerebral pequeño y que se encuentre escondido.



Figura 5.1.0.1 Paciente con aneurisma cerebral pequeño sacular

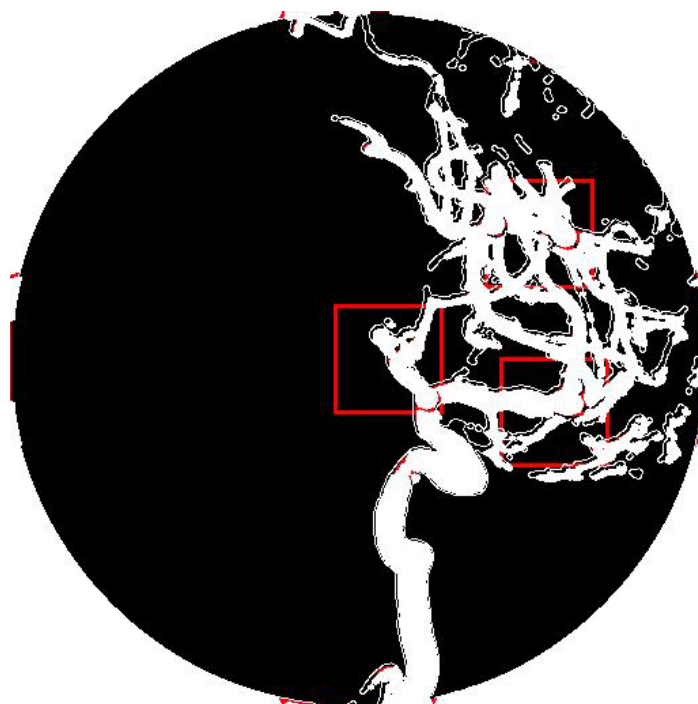


Figura 5.1.0.2. Diagnostico de aneurisma cerebral pequeño y propuesta de posibles zonas donde se pueden encontrar otros aneurismas.

Por otro lado el sistema es bastante sensible a los cambios de contraste fuerte. Siendo alguno de los motivos; el catéter al inyectar el medio radiopaco o la presencia de objetos en el paciente (como los empastes de los dientes).

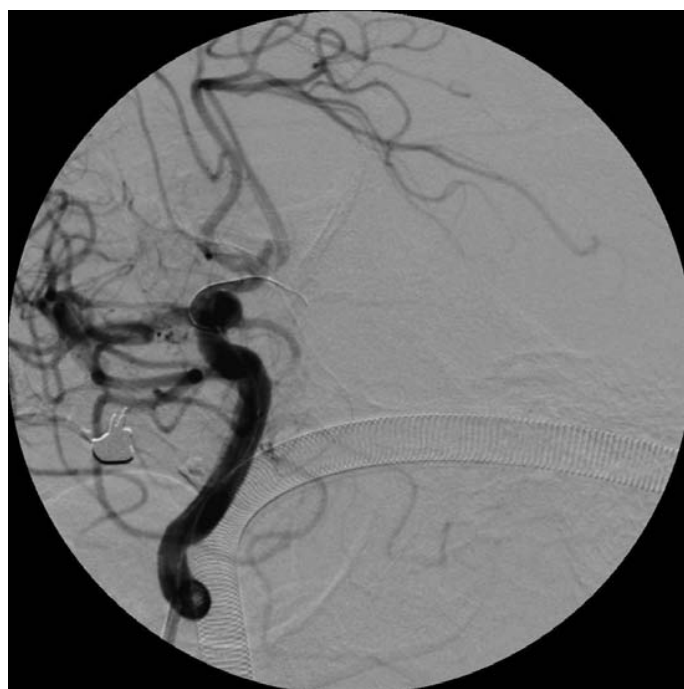


Figura 5.1.0.3. Imagen con aneurisma cerebral pequeño y cambios de contrastes en la imagen por el catéter y objetos en el paciente

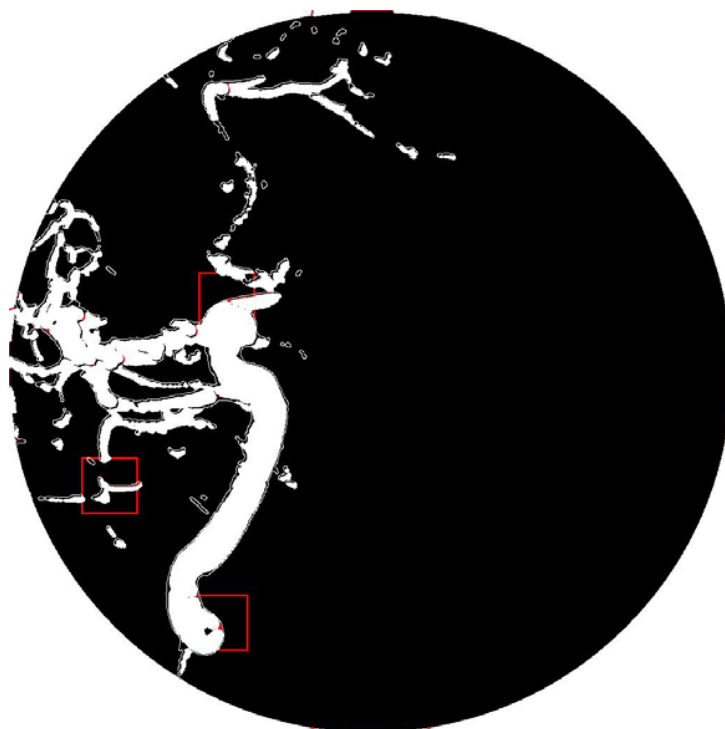


Figura 5.1.0.4. Diagnostico del sistema en zonas con cambios de contraste por el catéter y presencia de esmalte en el paciente.

Sin embargo en muchas imágenes, donde no era tan claro la presencia de un aneurisma cerebral, se pudo descubrir y diagnosticar.



Figura 5.1.0.5 Aneurisma cerebral sacular, pequeño escondido.

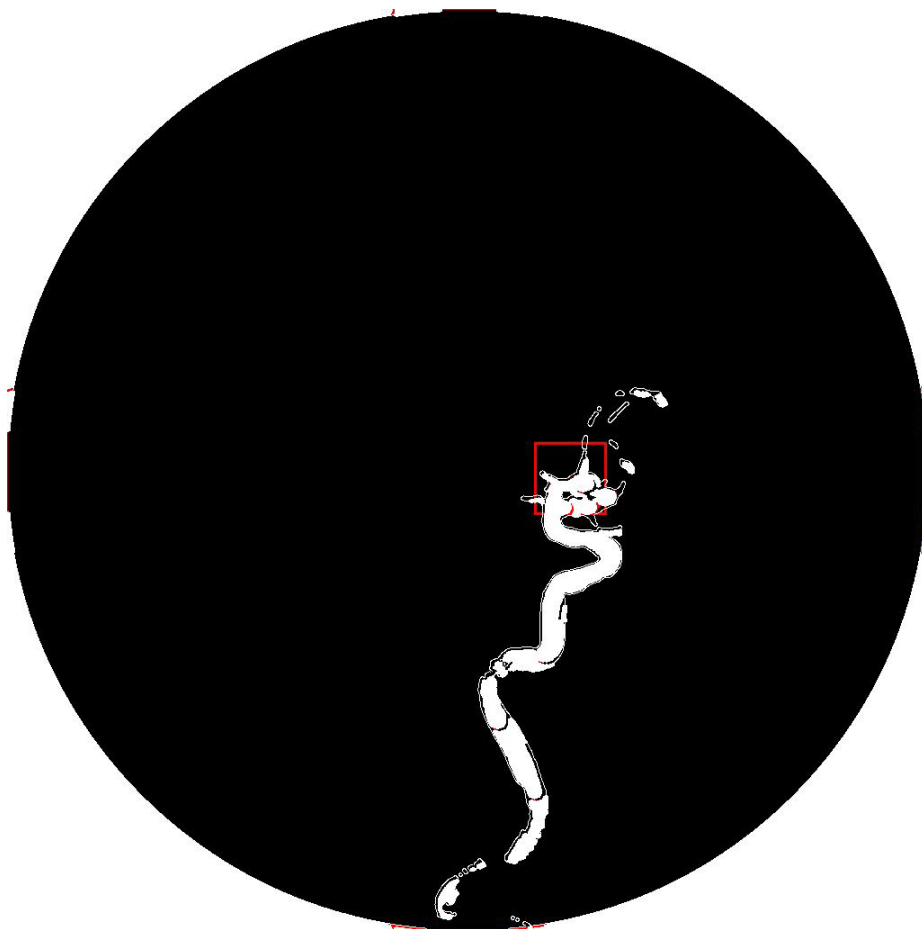


Figura 5.1.0.6. Diagnostico de aneurisma cerebral sacular, pequeño escondido.

No obstante para demostrar la veracidad del sistema, empleamos la curva de ROC a nivel de video (que realmente es lo que nos interesa). La curva de ROC²⁸ nos da una representación de la razón de los verdaderos positivos frente a la razón de los falsos positivos, es decir, una representación grafica de la sensibilidad frente a la especificidad.

²⁸ Receiver Operating Characteristic

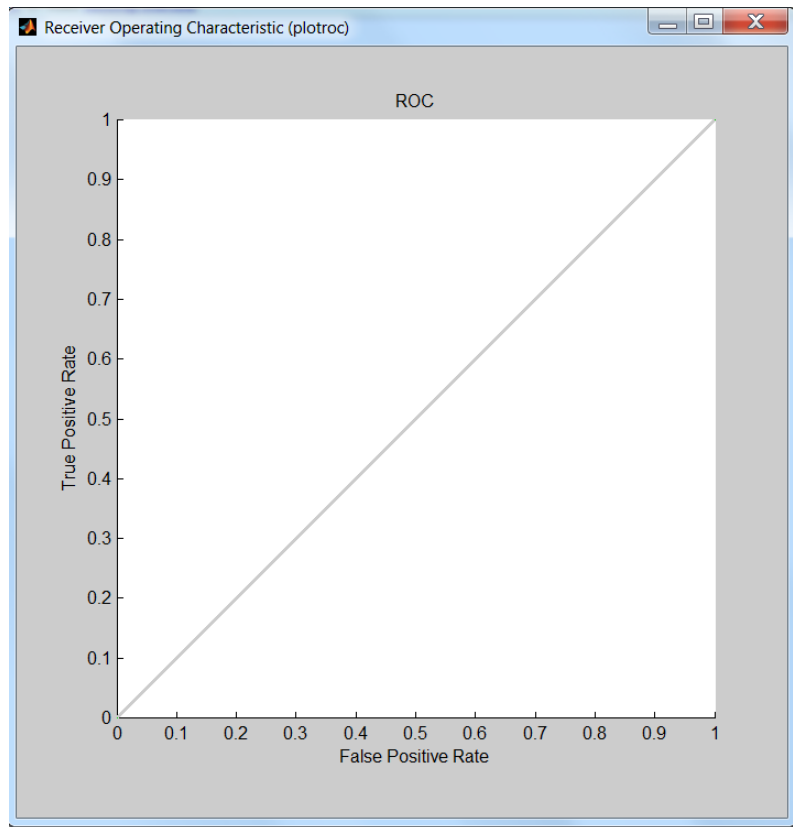


Figura 5.1.0.7. Curva de ROC del sistema, a nivel de video.

Como se puede apreciar es una curva prácticamente perfecta. Esto se debe no a que el sistema sea perfecto, sino porque lo hemos medido a nivel de video y en la gran mayoría de los videos donde ha existido un aneurisma cerebral, se ha diagnosticado.

Obteniendo así un porcentaje de acierto del 93.33%, o lo que es lo mismo, una tasa de error del 6.66% a nivel de paciente.

5.2. Trabajos futuros

Al terminar el sistema, nos dimos cuenta de que este podría sufrir una serie de transformaciones, para futuras investigaciones. Entre las que tenemos:

- La posibilidad de evaluar varias imágenes de forma concurrente para minimizar el tiempo de estudio, ya que se tarda alrededor de hora y media por paciente. Aunque se encuentra implementado en el sistema, la openCV que fue la herramienta usada, presenta muchos problemas con la concurrencia, dando lugar a errores de fallo de segmentación en memoria, a la hora de liberar imágenes e

incluso analizarlas en paralelo. Esto se debe a que la openCV utiliza mecanismos de paralización por sí sola, a nivel de píxeles en la imagen y esto en la versión 2.3 (que fue la usada), no da la posibilidad de compatibilizarlo con procesar varias imágenes en hebras paralelas. Como solución a ello, tras hablar con los de la librería de la openCV, me dijeron que lo que me recomendaban era que yo implementase mis propios algoritmos para los casos que los necesitara y los compilara con la librería. Esto me lleva a migrar de Java (ya que fue usado JavaCV, que es un wrapper de la openCV para java) e implementar todo el código en c o c++.

- El lenguaje usado para la realización del sistema fue java. Aunque esto no es necesariamente una mejora, si se quisiera sacar mejor partido de los recursos, se recomienda la migración del sistema al lenguaje c++, ya que la librería openCV es nativa de este lenguaje, mientras que para trabajar con java, existe una capa intermedia que sirve de intérprete a la openCV en c++, quitando rendimiento.
- El sistema hace uso solamente de imágenes provenientes de los estudios angiográficos que se le realiza a los pacientes, sin embargo, aunque es una técnica que está en los hospitales más especializados en el diagnostico de aneurismas cerebrales, no es un estudio que se haga en la mayoría. Esto se debe a que requiere de un especialista que lo sepa hacer y está totalmente enfocada al estudio de los vasos sanguíneos (lo que hace que muchas veces no sea rentable su inversión). Por ello como mejora recomendamos incorporar en el sistema no solo la evaluación de angiografías, sino también de Angio-TAC y/o RMC.
- Construir un razonador inteligente, que en base a los resultados de las imágenes obtenidas, pueda proponerle al médico una solución única donde se encuentre el o los aneurismas cerebrales.
- Como última fase a incorporar, planteamos hacer una interfaz de manera de que el médico pueda interactuar de forma sencilla con el sistema.

5.3. Comparativo con otros sistemas del mercado

No hemos encontrado ningún sistema en el mercado, fiable, que funcione solamente con angiografías. Esto hace que este sistema sea único e incluso que pueda ser aprovechado por aquellos hospitales que solamente hacen uso de los estudios angiográficos.

Por otro lado los sistemas que existen en la actualidad, como el de IBM (mencionado en el capítulo I), trabajan con equipos costosos. Esto aleja la posibilidad de su uso por aquellos hospitales que posean pocos recursos económicos. Nuestro sistema, por otra parte, sería bastante económico y no necesitaría de grandes recursos para poder hacer uso de él.

5.4. Alcance

El sistema se encuentra en las primeras fases de desarrollo, y aunque los resultados obtenidos son buenos, queda mucho trabajo por realizar.

A primera vista hemos creado un sistema capaz de:

- Diagnosticar posibles zonas donde se encuentre un aneurisma cerebral. Este tipo de aneurismas son difíciles de ver y las consecuencias de no actuar a tiempo son muy graves.
- Reducir el tiempo de trabajo de un médico especialista.
- Reducir notoriamente el número de equivocaciones que puede haber por parte de médicos inexpertos.
- Acelerar la intervención a un paciente, por diagnóstico precoz.
- Ahorro económico al hospital, gracias a estudios innecesarios o como consecuencia de un mal diagnóstico.
- Y por último y no menos importante, salvar vidas.

Como bien dijimos antes, queda mucho trabajo por realizar. Este es un proyecto que se puede ampliar y dar futuro a otros trabajos de investigación que sirvan para obtener un sistema robusto y mejorado, del que ya hemos creado.

Bibliografía

1. **Marks John, Hojgaard Liselotte.** European Science Foundation. [Online] Septiembre 2007. www.esf.org. 28.
2. Real Academia Española. [Online] 2012. www.rae.es. 22.
3. Energia Craneo Sacral. [Online] <http://www.energiacraneosacral.com>.
4. *Revista de Neurología*. **Cardentey-Pereda A.L, Pérez-Falero R.A.** 10, Cuba : s.n., 2002, Vols. 954-966. 34.
5. **Smith RR, Miller JD.** Pathophysiology and clinical evaluation of subarachnoid hemorrhage. 3. Philadelphia : Saunders, 1990, 93, pp. 1644-86.
6. **Tsutsumi K, Ueki K, Morita A, Kirino T.** Risk of rupture from incidental cerebral aneurysms. s.l. : J Neurosurg, 2000, 93, pp. 550-3.
7. **Redekop G, Ferguson G.** Intracranial aneurysms. In Carter LP, Spetzler RF. Neurovascular surgery. s.l. : McGraw-Hill, 1993, pp. 625-48.
8. **R, Fogelholm.** Subarachnoid hemorrhage in middle-Finland: incidence, early prognosis and indications for neuro-surgical treatment. s.l. : Stroke, 1981, 12, pp. 296-301.
9. **Huang J, Van Gelder J.M.** The probability of sudden death from rupture of intracranial aneurysms: a meta-analysis. s.l. : Neurosurgery, 2002, 51, pp. 1101-05.
10. *Natural history of subarachnoid hemorrhage.* **Ingall T.J, Wiebers D.O.,** Boston, Mass, Butterworth-Heine-mann : Stroke, 1993.
11. **ACROSS.** *Epidemiology of aneurysmal subarachnoid hemorrhage in Australia and New Zealand: incidence and case fatality from the Australasian Cooperative Research on Subarachnoid Hemorrhage Study.* s.l. : Stroke, 2000. pp. 1843-50. 31.
12. *Has there been a decline in subarachnoid hemorrhage mortality?* **Ingall T.J, Whisnant J.P, Wiebers D.O, O'Fallon W.M.** 20, s.l. : Stroke, 1989, pp. 718-24.
13. *Base de datos multicéntrica de la hemorragia subaracnoidea espontánea del Grupo de trabajo de Patología Vascular de la sociedad Española de Neurocirugía: presentación, criterios de inclusión y desarrollo de una base de datos en internet.* **Lagares A, de Toledo P, Fernandez-Alen J.A, Ibanez J, Arikan F, Sarabia R, Ballenilla F, Gabrros A, Horcajadas A, Rodriguez-Boto G, de la Lama A, Maillo A, Delgado P, Yacer J.L, Dominguez J, Arrese I.** 19, s.l. : Neurocirugía, 2008, pp. 405-15.

14. **Sacco S, Totaro R, Toni D, Marini C, Cerone D, Carolei A.** Incidence, case-fatality and 10-year survival of subarachnoid hemorrhage in a population-based registry. *s.l. : EurNeurol*, 2009, 62, pp. 155-60.
15. **S, Juvela.** Rebleeding from ruptured intracranial aneurysms. *s.l. : Surg Neurol*, 1989, 32, pp. 323-26.
16. **Kassel N.F, Torner J.C, Adams H.P Jr.** Antifibrinolytic therapy in the acute period following aneurysmal subarachnoid hemorrhage. Preliminary observations from the Cooperative Aneurysm Study. *s.l. : J Neurosurg*, 1984, 61, pp. 225-30.
17. **Nishioka H, Torner J.C, Graf C.J, Kassell N.F, Sahs A.L, Goettler L.C.** Cooperative study of intracranial aneurysms and subarachnoid hemorrhage: a long-term prognostic study. II. Ruptured intracranial aneurysms managed conservatively. II. *s.l. : Arch Neurol*, 1984, 41, pp. 1142-46.
18. **Winn H.R, Richardson A.E, Jane J.A.** The long-term prognosis in untreated cerebral aneurysms: I. The incidence of late hemorrhage in cerebral aneurysm: a 10-year evaluation of 364 patients. *s.l. : Ann Neurol*, 1977, 1, pp. 358-70.
19. *Relation of cerebral vasospasm to subarachnoid hemorrhage visualized by computerized tomographic scanning.* **Fisher C.M, Kistler J.P, Davis J.M.** 6, *s.l. : Neurosurgery*, 1980.
20. **Hijdra A, Braakman R, Van Gijin J, Vermeulen M, Van Crevel H.** Aneurysmal subarachnoid hemorrhage. Complications and outcome in a hospital population. *s.l. : Stroke*, 1987, 18, pp. 1061-67.
21. **Kassell N.F, sasaki T, Colohan A.R, Nazar G.** Cerebral vasospasm following aneurysmal subarachnoid hemorrhage. *s.l. : Stroke*, 1985, 16, pp. 562-72.
22. **Alvord E.C, Jr. Thorn R.B.** Natural history of subarachnoid hemorrhage: early prognosis. *s.l. : Clin Neurosurg*, 1977, 24, pp. 167-75.
23. **Jane J.A, Winn H.R, Richardson A.E.** The natural history of intracranial aneurysms: rebleeding rates during the acute and long term period and implication for surgical management. *s.l. : Clin Neurosurg*, 1977, 24, pp. 176-84.
24. *Incidence, aetiology, and prognosis of primary subarachnoid hemorrhage. A study based on 859 cases diagnosed in a defined urban population during a defined period.* **S, Pakarinen.** 43, *s.l. : Acta Neurol Scand*, 1967, pp. Suppl-28.
25. **Phillips L.H, Whisnant J.P, O'Fallon W.M, Sundt T.M.** The unchanging pattern of subarachnoid hemorrhage in a community. *s.l. : Neurology*, 1980, 30, pp. 1034-40.

26. **Winn H.R, Richardson A.E, O'Brien W, Jane J.A.** The long-term prognosis in untreated cerebral aneurysms: II Late morbidity and mortality. s.l. : Ann Neurol, 1978, 4, pp. 418-26.
27. **Byrne J.V, Sohn M.J, Molyneux A.J, Chir B.** Five-year experience in using coil embolization for ruptured intracranial aneurysms: outcomes and incidence of late rebleeding. s.l. : J Neurosurg, 1999, 90, pp. 656-63.
28. **Fogelholm R, Hernesniemi J, Vapalahti M.** Impact of early surgery on outcome after aneurysmal subarachnoid hemorrhage. A population-based study. 1. s.l. : Stroke, 1993, 24, pp. 649-1654.
29. **Whisnant J.P, Sacco S.E, O'Fallon W.M, Fode N.C, Sundt T.M.** Referral bias in aneurysmal subarachnoid hemorrhage. s.l. : J Neurosurg, 1993, 78, pp. 726-32.
30. **Berderson J.B, Connolly E.S, Jr. Batjer H.H, Dacey R.E, Patel A.B, Rosenwasser R.H.** Guidelines for the management of aneurysmal subarachnoid hemorrhage: a statement for healthcare professionals from a special writing group of the Stroke Council, American Heart Association. s.l. : Stroke, 2009, 40, pp. 994-1025.
31. **J.M, Findlay.** Current management of aneurysmal subarachnoid hemorrhage guidelines from Canadian Neurosurgical Society. s.l. : Can J Neurol Sci, 1997, 24, pp. 161-170.
32. **Mayberg M.R, Batjer H.H, Dacey R, Diringer M, Haley E.C, Heros R.C, Sternau L.L, Torner J, Jr. Adamas H.P, Feinberg W.** Guidelines for the management of aneurysmal subarachnoid hemorrhage. A statement for healthcare professionals from a special writing group of the Stroke Council, American Heart Association. s.l. : Stroke, 1994, 25, pp. 2315-2328.
33. **Lagares A, Gomez P.A, Lobato R.D, Alen J.F, Alday R, Campollo J.** Prognostic factors on hospital admission after spontaneous subarachnoid hemorrhage. s.l. : Acta Neurochir (Wien), 2001, 143, pp. 665-72.
34. *Predicting the outcome of patients with subarachnoid hemorrhage using machine learning techniques.* **de Toledo P, Rios P.M, Ledezma A, Snchis A, Alén J.F, Lagares A.** 13, s.l. : Biomed, 2009, IEEE Trans Inf Technol, pp. 794-801.
35. *A comparison of different grading scales for predicting outcome after subarachnoid hemorrhage.* **Lagares A, Gomez P.A, Alen J.F, Lobato R.D, Rivas J.J, Alday R, Compollo J, de la Camara A.G.** 147, s.l. : Acta Neurochir (Wien), 2005, pp. 5-16.

36. **Hadeishi H, Suzuki A, Yasui N, Hatazawa J, Shimosegawa E.** Diffusion-weighted magnetic resonance imaging in patients with subarachnoid hemorrhage. s.l. : Neurosurgery, 2002, 50, pp. 741-47.
37. **Miranda P, Lagares A, Alen J, Perez-Nunez A, Arrese I, Lobato R.D.** Early transcranial Doppler after subarachnoid hemorrhage: clinical and radiological correlations. s.l. : Surg Neurol, 2006, 65, pp. 247-252.
38. *Cerebral arterial flow dynamics during aneurysm hemorrhage.* **Normes, H.** 41, s.l. : Acta Neurochir (Wien), 1978, pp. 39-48.
39. **Cross D.T III, Tirschwell D.L, Clark M.A, Tuden D, Derdeyn C.P, Moran C.J, Dacey R.G Jr.** Mortality rates after subarachnoid hemorrhage: variations according to hospital case volume in 18 states. s.l. : J Neurosurg, 2003, 99, pp. 810-17.
40. **Schievink W.I, Widjicks E.F, Piepgras D.G, Chu C.P, O'Fallon, W.M, Whisnant J.P.** The poor prognosis of ruptured intracranial aneurysms of the posterior circulation. s.l. : J Neurosurg, 1995, 82, pp. 791-95.
41. **Berman M.F, Solomon R.A, Mayer S.A, Jhonston S.C, Yung P.P.** Impact of hospital-related factors on outcome after treatment of cerebral aneurysms. s.l. : Stroke, 2003, 34, pp. 2200-07.
42. **Johnston S.C, Selvin S, Gress D.R.** The burden trends, and demographics of mortality from subarachnoid hemorrhage. s.l. : Neurology, 1998, 50, pp. 1413-18.
43. Wikipedia. [Online] 2012. <http://es.wikipedia.org>.
44. *Development of Cerebral Aneurysm Computer-Aided Detection Systems with 3D MRA Data.* **Hayashi H, Oshima Y, Tada H, Ozawa Y.** 39, s.l. : Yokogawa Technical Report , 2005, pp. 31-33.
45. **J.S, Dr Parilla.** *Bases de funcionamiento e implicaciones en la patología del abdomen.* 2008. 1.
46. **Clemens M, Hentschke O.B, Rosa N, Klaus D.T.** *Automatic Cerebral Aneurysm Detection in Multimodal Angiographic Images.* Magdeburg : s.n., 2011. 1.
47. IBM. [Online] 2009. http://www.ibm.com/smarterplanet/uk/en/healthcare_solutions/article/mayo_clinic.html?ca=content_body&met=uk_smarterplanet_healthcare_solutions_ideas&re=spc.
48. IBM New Releases. [Online] 2009. <http://www-03.ibm.com/press/us/en/pressrelease/29250.wss>.

49. **Dr Romance A, Dra Teresa D.** *Angiografías*. Médicos especialistas en radiología intervencionista. Unidad de Radiología Intervencionista del Hospital Carlos Haya de Málaga, 2011-12.
50. **R, Farreras.** Medicina Interna. s.l. : Doyma, 1992, Vol. II, 12, pp. 1407-08.
51. **Meyers P. M, Scumacher H. C, Higashida R. T, Barnwell S. L, Creager M. A, Gupta R, McDougall C. G, Pandey D. K, Sacks D, Wechsler J. R.** Indications for the performance of intracranial endovascular neurointerventional procedures: a scientific statement from the American Heart Association Council on Cardiovascular Radiology and Intervention. Stroke Council. s.l. : Circulation, 2009, 119, pp. 2235-49.
52. *Intracranial aneurysm.* **I, Schievink W.** 336, s.l. : N. Engl J. Med, 1997, pp. 28-40.
53. **Tango, Dr.** *Síndrome Marfan*. s.l. : Medlines, 2010.
54. *Síndrome de Ehlers-Danlos Vascular (SEDV) antes llamado SED tipo IV.* **S, Bravo J.** 24, s.l. : Revista Chilena de Reumatología, 2008, Vol. 1, pp. 6-11.
55. Biomepedia. [Online] <http://biomepedia.wikispaces.com>.
56. **Gonzalez R. C, Woods R. E.** Digital Image Processing. II. s.l. : Prentice Hall, 2002.
57. **Muñoz Perez, José.** Apuntes de Procesamiento de Imágenes. Universidad de Málaga. 2010.
58. Infocellar. [Online] <http://www.infocellar.com/graphics/color-theory.htm>.
59. Enciclopedia de Salud. [Online] 2011. <http://www.encyclopediasalud.com>.
60. *Anatomía radiológica del espacio subaracnoideo: Las cisternas.* **Dr Roldan Valadez E, Dra Osorio Peralta S, Dra Facha M. T, Dr Martinez López M, Dr Taboada Barajas J.** 1, s.l. : Medigrapahic, 2005, pp. 27-34.